

量化专题报告

“量价淘金”选股因子系列研究（二） 不同交易者结构下的动量与反转

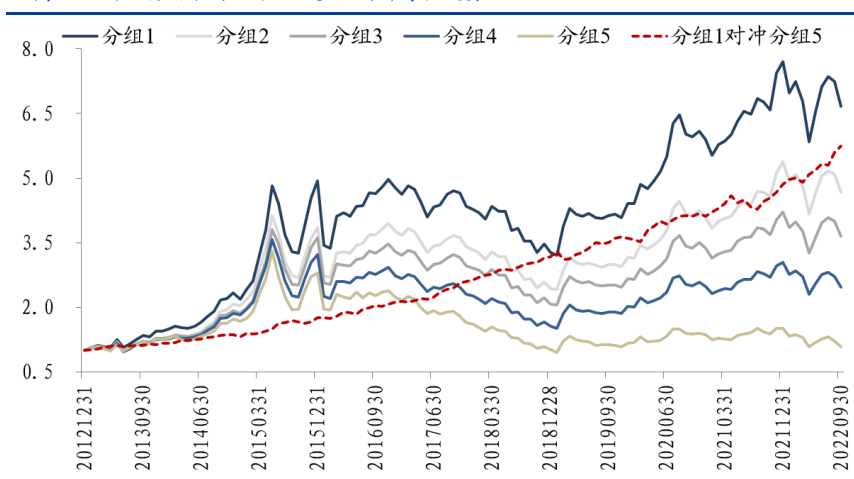
前言：动量与反转，一直是量化投资领域广泛关注的话题。A股市场股票价格的相对涨跌，表现为显著的中长期反转现象，但该现象也并非一直稳定。本篇报告从“动量与反转的本质”出发，对传统因子进行改进。

动量与反转的本质：动量与反转的本质是不同的投资者交易行为，导致股票价格对市场信息的反应程度不同。如果反应不足，那么股价当前的相对走势在未来仍有一定的延续性，涨跌幅因子表现为动量；如果反应过度，那么涨跌幅因子自然就表现为反转。

交易者结构对动量/反转的影响：大小单交易占比数据，能够显著影响股价对信息的反应程度，进而有效识别涨跌幅因子的方向及强弱，具体表现为：大单交易占比越高、小单交易占比越低，股价越容易反应过度，对应的涨跌幅因子反转效应越强；反之亦然。

基于交易者结构的新反转因子：利用交易者结构数据，提取传统因子中信息最强的部分，构造新的反转因子。在回测期 2013/01/01-2022/09/30 内，新反转因子在全市场的月度 IC 均值为-0.057，年化 ICIR 为-2.60；5 分组多空对冲的年化收益为 19.64%，信息比率为 2.46，月度胜率为 76.92%，最大回撤为 6.76%，选股效果显著优于传统因子。

图表 1：新反转因子的 5 分组及多空对冲净值走势



资料来源：Wind，国盛证券研究所

交易者结构对动量效应的增强：类似地，我们也基于传统动量因子，利用交易者结构、换手率，提炼出其中更强的动量信息，构建了效果更为稳健的新动量因子。特别地，新动量因子在沪深 300 成分股中的表现较好，多头超额年化收益为 6.70%，信息比率接近 1，月度胜率约为 65%。

风险提示：以上结论均基于历史数据和统计模型的测算，如果未来市场环境发生明显改变，不排除模型失效的可能性。

作者

分析师 沈芷琦

执业证书编号：S0680521120005

邮箱：shenzhiqi@gszq.com

分析师 刘富兵

执业证书编号：S0680518030007

邮箱：liufubing@gszq.com

相关研究

- 1、《量化专题报告：如何将隔夜涨跌变为有效的选股因子？——基于对知情交易者信息优势的刻画》2022-04-26
- 2、《量化分析报告：如何将隔夜涨跌变为有效的选股因子 Q&A》2022-06-28
- 3、《量化周报：市场中底部特征愈加明显》2022-10-23
- 4、《量化分析报告：择时雷达六面图：资金面偏弱》2022-10-22
- 5、《量化分析报告：股基解密：红利策略配置价值显著——华宝标普中国 A 股红利机会指数基金投资价值分析》2022-10-18



内容目录

一、前言	4
二、动量与反转的本质：反应不足 or 反应过度	4
三、交易者结构与动量/反转	5
四、基于交易者结构的新反转因子	8
4.1 新反转因子的构建	8
4.2 新反转因子的多空收益拆解	10
4.3 纯净新反转因子	11
4.4 其他样本空间的表现	12
五、交易者结构对动量效应的增强	13
5.1 新动量因子的构建	13
5.2 其他样本空间的表现	17
5.3 参数敏感性检验	18
六、总结	19
风险提示	19

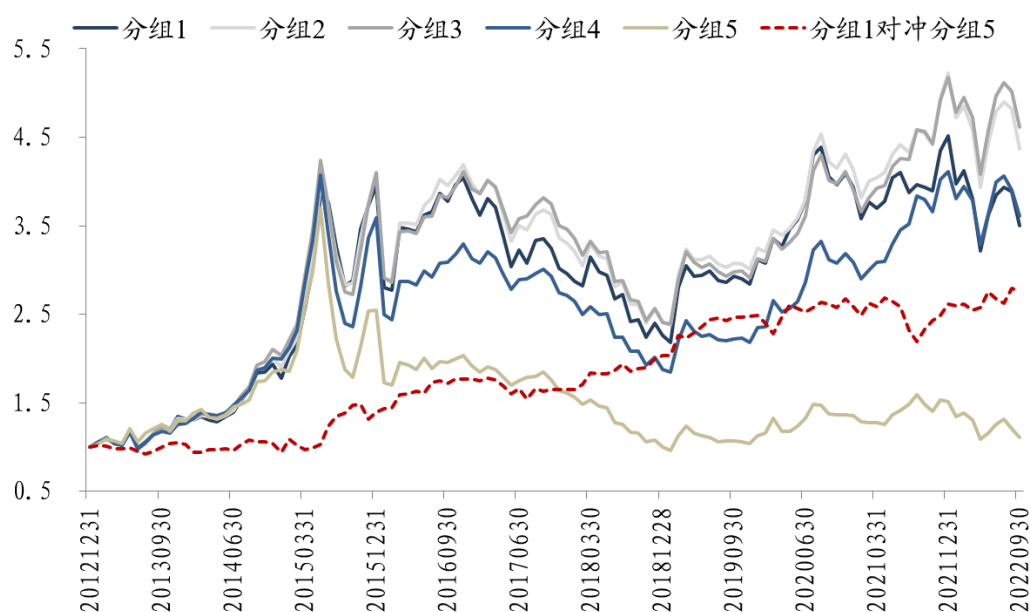
图表目录

图表 1: 新反转因子的 5 分组及多空对冲净值走势.....	1
图表 2: 传统涨跌幅 (反转) 因子 Ret20 的 5 分组及多空对冲净值走势.....	4
图表 3: 动量与反转的本质——反应不足与反应过度.....	5
图表 4: 大小单交易者结构的划分标准.....	5
图表 5: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 小单交易占比划分.....	6
图表 6: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 中单交易占比划分.....	6
图表 7: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 大单交易占比划分.....	7
图表 8: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 超大单交易占比划分.....	7
图表 9: wind 底层数据库交易者结构的字段名称.....	7
图表 10: 新反转因子 New_Ret20 的 5 分组回测净值走势.....	9
图表 11: 新反转因子及传统因子 5 分组多空对冲净值走势.....	9
图表 12: 新反转因子及传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标.....	9
图表 13: 新反转因子 New_Ret20 分年度表现.....	10
图表 14: 新反转因子多空超额净值走势.....	10
图表 15: 新反转因子多空超额绩效指标.....	11
图表 16: 新反转因子与 Barra 风格因子相关系数.....	11
图表 17: 纯净新反转因子 5 分组及多空对冲净值走势.....	12
图表 18: 纯净新反转因子分年度表现.....	12
图表 19: 新反转因子在其他样本空间的表现.....	13
图表 20: 涨跌幅因子 Ret240 的 5 分组及多空对冲净值走势.....	14
图表 21: 涨跌幅因子 Ret240_40 的 5 分组及多空对冲净值走势.....	14
图表 22: 局部因子年化 ICIR: 小单交易占比划分(240_40).....	15
图表 23: 局部因子年化 ICIR: 换手率划分(240_40).....	15
图表 24: 新动量因子 New_Ret240_40 的 5 分组回测净值走势.....	16
图表 25: 新动量因子及传统因子 5 分组多空对冲净值走势.....	16
图表 26: 新动量因子及传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标.....	16
图表 27: 新动量因子 New_Ret240_40 分年度表现.....	17
图表 28: 新动量因子在其他样本空间的表现.....	17
图表 29: 沪深 300 成分股内的新动量因子多头组合.....	18
图表 30: 新动量因子的参数敏感性.....	18
图表 31: 不同指标对动量/反转的增强 (Ret20).....	19
图表 32: 不同指标对动量/反转的增强 (Ret240_40).....	19

一、前言

动量与反转，一直是量化投资领域广泛关注的课题。A股市场中股票价格的相对涨跌，表现为显著的中长期反转现象，但遗憾的是，该现象也并非一直稳定。以计算过去20日累计涨跌幅、月度换仓为例，回测期2013/01/01-2022/09/30内，传统涨跌幅因子Ret20在全体A股中的表现如图表2所示，5分组多空对冲的净值曲线虽整体呈现向上趋势，但很不稳定，如在2017年上半年、2021年年中几乎完全失效。整段回测期内，传统涨跌幅因子Ret20的5分组多空对冲年化收益为11.00%，信息比率为0.68，月度胜率为59.83%，最大回撤为18.30%。

图表2：传统涨跌幅（反转）因子Ret20的5分组及多空对冲净值走势



资料来源：wind，国盛证券研究所

国盛金工推出“量价淘金”选股因子系列研究，旨在深耕量价选股领域，为多因子模型增砖添瓦。本文为系列研究第二篇，聚焦“动量与反转”这一热点话题，对其进行深入探索。具体地，我们将基于对“动量与反转本质”的最新思考，提出识别涨跌幅因子方向及强弱的方法，对传统因子进行改进。

二、动量与反转的本质：反应不足 or 反应过度

在对传统因子进行改进之前，我们首先来思考一个问题：涨跌幅因子为何会具有动量或者反转的属性，其背后的本质究竟是什么？

我们认为，动量与反转，只不过是涨跌幅因子呈现在表面的一种现象，它背后的本质，其实是不同的投资者交易行为，导致股票价格对市场信息的反应程度不同。如果反应不足，那么股价当前的相对走势在未来仍有一定的延续性，涨跌幅因子表现为动量；如果

反应过度，那么涨跌幅因子自然就表现为反转。所以，想要改进传统的涨跌幅因子，问题的关键就在于，必须找到哪一部分涨跌幅更容易反应过度，哪一部分更容易反应不足。

带着上述逻辑，我们来看一道这样的选择题：假设有两段一模一样的涨跌幅 A 和 B，分别有以下两个情形，第一个情形是，第一段涨跌幅 A 对应的成交量很大，第二段涨跌幅 B 对应的成交量很小；第二个情形是，第一段涨跌幅 A 是由大单快速推动的，第二段涨跌幅 B 对应的都是小单的缓慢交易。如果其他条件都相同，请各位读者来盲猜，哪一段涨跌幅更有可能对应了股价的反应过度？

我们相信，大多数读者的答案都会是 A，也就是成交量较大、或者大单交易占比较高，更有可能造成股价在短时间内被朝着同一方向快速推动，也就更有可能发生反应过度，那么对应的涨跌幅因子自然也就更容易呈现反转效应。反之，成交量较小、或者由小单交易主导的涨跌幅 B，就更有可能反应不足，从而表现为动量。

图表 3：动量与反转的本质——反应不足与反应过度

两段相同的涨跌幅 A 和 B，在下面两个情形中，哪一段更有可能反应过度？

- (1) A. 对应的成交量很大 B. 对应的成交量很小
(2) A. 大单交易快速驱动 B. 小单交易缓慢进场

成交量越大、大单交易占比越高，股价越有可能反应过度，涨跌幅因子的反转效应越强。

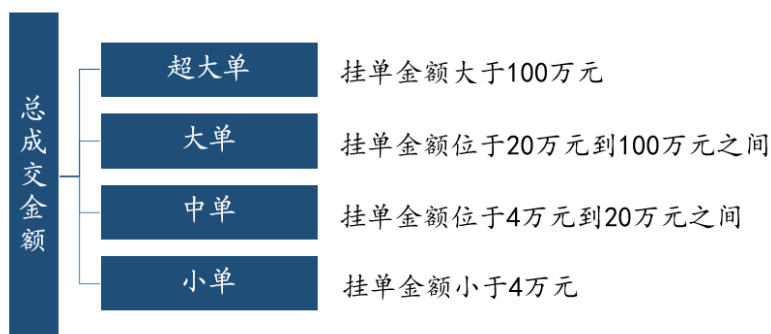
资料来源：wind，国盛证券研究所

三、交易者结构与动量/反转

上一节内容展示了我们对动量与反转本质的思考，也可以当做是在理论上的一些猜测。本节内容就来进行实证检验，比如以“大小单交易者结构”为例。

关于大小单的定义，本文直接采用了 wind 数据库的定义方式，按照挂单金额的大小，将每一笔成交划分为超大单、大单、中单、小单。具体地，wind 底层数据库给出了每只股票、每一个交易日，这 4 类单子成交金额的日频数据，我们可以直接提取。

图表 4：大小单交易者结构的划分标准



资料来源：wind，国盛证券研究所

根据图表4对大小单结构的划分，每个交易日，我们计算每只股票的超大单、大单、中单、小单的交易占比，进而考察它们对涨跌幅因子的影响。具体实施以下操作：

(1) 先以“小单”为例，每月月底，将每只股票过去20个交易日的涨跌幅（今收/昨收-1）序列，按照该股票每日的“小单”交易占比，从低到高进行排序，等分为5个小组；

(2) 每一组计算该组内4个交易日涨跌幅的平均值，共可得到5个局部因子；具体地，若股票A过去20个交易日的涨跌幅序列，按照每日“小单”交易占比排序后，依次为 $r'_1, r'_2, \dots, r'_{20}$ ，则5个局部因子定义为：

$$\text{small_part1} = \text{mean}(r'_1, r'_2, r'_3, r'_4)$$

$$\text{small_part2} = \text{mean}(r'_5, r'_6, r'_7, r'_8)$$

$$\text{small_part3} = \text{mean}(r'_9, r'_{10}, r'_{11}, r'_{12})$$

$$\text{small_part4} = \text{mean}(r'_{13}, r'_{14}, r'_{15}, r'_{16})$$

$$\text{small_part5} = \text{mean}(r'_{17}, r'_{18}, r'_{19}, r'_{20})$$

其中，“small”表示按照“小单”交易占比划分，small_part1即为20个交易日中，小单交易占比最低的4个交易日涨跌幅的平均值；

(3) 以2013/01/01-2022/09/30为回测时间段，以全体A股为研究样本，月度换仓，考察上述5个局部因子的选股能力；

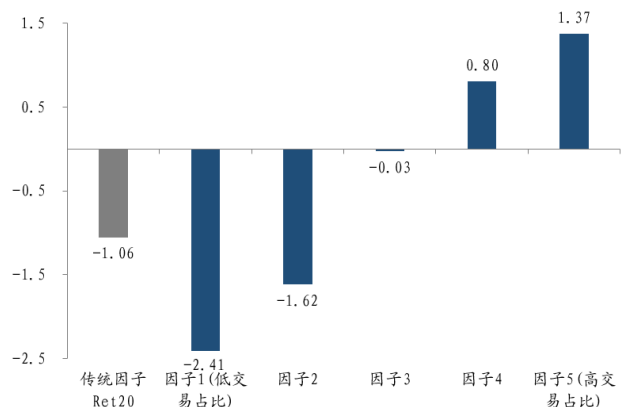
(4) 将上述步骤中的按照“小单”交易占比划分，依次修改为“中单”、“大单”、“超大单”，重复上述操作。

下图5-8分别展示了在不同大小单交易占比下，5个局部涨跌幅因子的年化ICIR。根据图示结果，我们主要得到以下两条结论：

(1) 交易者结构能有效识别涨跌幅因子的方向及强弱，对于超大单、大单来说，交易占比越高，涨跌幅因子的反转效应越强；而对于中单、小单而言，交易占比越高，涨跌幅因子的动量属性越强；

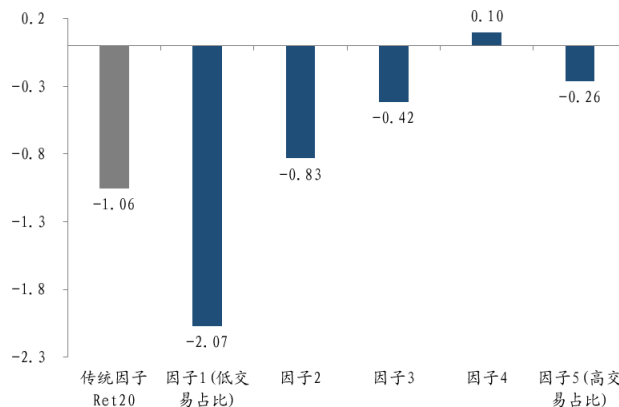
(2) 小单、超大单交易占比对涨跌幅因子的区分能力最强，5个局部因子的年化ICIR不仅严格单调，而且方向也发生了变化；具体来看，随着小单交易占比的提升，局部因子逐渐由反转变为动量；而随着超大单交易占比的提升，局部因子的变化正好完全相反，逐渐由动量变为反转。

图表5：局部涨跌幅因子的年化ICIR：小单交易占比划分



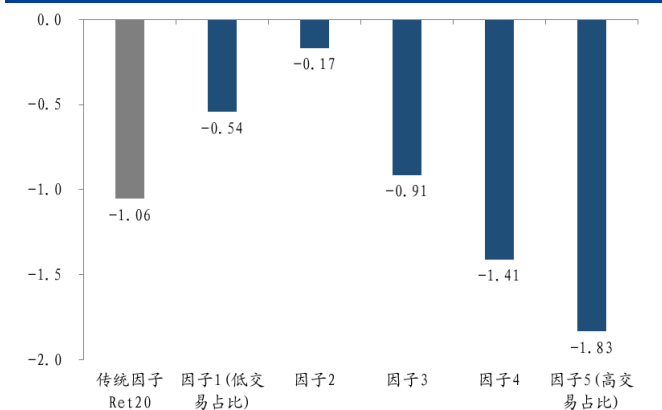
资料来源：wind，国盛证券研究所

图表6：局部涨跌幅因子的年化ICIR：中单交易占比划分



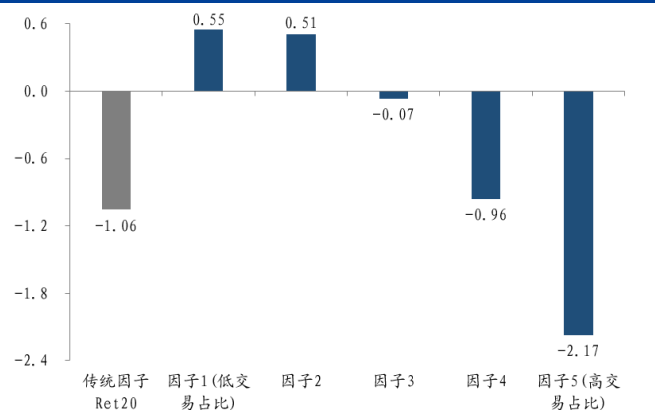
资料来源：wind，国盛证券研究所

图表7: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 大单交易占比划分



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表8: 局部涨跌幅因子的年化 ICIR: 超大单交易占比划分



资料来源: wind, 国盛证券研究所

上述测试结果与前文的理论猜测相符, 即大单交易占比越高, 股价越容易反应过度, 因此涨跌幅因子的反转属性越强; 反之亦然。

但上述测试结果也给我们带来了一些疑问: 在大多数投资者的印象中, 大单在很多情况下对应的是机构、是聪明钱, 尤其是如果仔细观察 wind 底层数据库的字段名称, 这 4 类单子其实并不是被称为“超大单”、“大单”、“中单”、“小单”, 而是被取名为“机构”、“大户”、“中户”、“散户”; 机构通常是更加理性的, 为什么前文的测试结果显示, 机构交易占比越高, 反而涨跌幅因子的反转属性越强? 这似乎跟我们平时的逻辑是矛盾的?

图表9: wind 底层数据库交易者结构的字段名称

中国A股资金流向数据[AShareMoneyFlow]

返回

表信息 | 记录根据level-2数据计算的A股资金流向数据

表中文名	表名	更新频率	是否全量产品	表权限	起始年份	转档时间
中国A股资金流向数据	AShareMoneyFlow	day	否	正式	2012	实时

字段信息

主键	字段中文名	字段名	字段类型	释义
✓	对象ID	OBJECT_ID	VARCHAR2(100)	
✓	Wind代码	S_INFO_WINDCODE	VARCHAR2(40)	
✓	日期	TRADE_DT	VARCHAR2(8)	
	机构买入金额(万元)	BUY_VALUE_EXLARGE_ORDER	NUMBER(20,4)	当日机构买入金额(机构前称: 特大单, 本表其他字段的“机构前称”同, 单笔成交额大于100万元: 机构)
	机构卖出金额(万元)	SELL_VALUE_EXLARGE_ORDER	NUMBER(20,4)	当日机构卖出金额
	大户买入金额(万元)	BUY_VALUE_LARGE_ORDER	NUMBER(20,4)	当日大户买入金额(大户前称: 大单, 本表其他字段的“大户前称”同, 单笔成交额20万元至100万元之间: 大户)
	大户卖出金额(万元)	SELL_VALUE_LARGE_ORDER	NUMBER(20,4)	当日大户卖出金额
	中户买入金额(万元)	BUY_VALUE_MED_ORDER	NUMBER(20,4)	当日中户买入金额(中户前称: 中单, 本表其他字段的“中户前称”同, 单笔成交额4万元到20万元之间: 中户)
	中户卖出金额(万元)	SELL_VALUE_MED_ORDER	NUMBER(20,4)	当日中户卖出金额
	散户买入金额(万元)	BUY_VALUE_SMALL_ORDER	NUMBER(20,4)	当日散户买入金额(散户前称: 小单, 本表其他字段的“散户前称”同, 单笔成交额小于4万元: 散户)
	散户卖出金额(万元)	SELL_VALUE_SMALL_ORDER	NUMBER(20,4)	当日散户卖出金额

资料来源: wind, 国盛证券研究所

其实并不矛盾, 我们认为理解上述现象主要有三个关键点:

(1) 大单、小单的概念, 并不像 wind 数据库定义的那样, 完全等同于机构、散户; 尤其是近些年来, 机构拆单的现象越来越普遍, 而有钱的散户、游资也越来越多, 因此在很多时候, 可能反而是散户、游资在挂大单, 而机构已经拆成了小单进行交易;

(2) 在考察大小单对涨跌幅因子的影响时, 其实无需深究背后下订单的究竟是谁, 我们只需关注订单本身的特性; 打个比方, 假设我们现在朝一片湖里扔石头, 激起水花的大小, 最主要的影响因素应该就是石头本身的大小, 如果朝湖里扔一块巨大的石头, 不管是机构扔, 还是散户扔, 激起的水花总归会比一颗小石子大很多; 所以无论是机构在下

单，还是散户在下单，只要从最终的结果上来看，进入市场的是一个单子，那么这个订单就很容易引起股价在短期内反应过度；

(3) 此处并不是用大小单直接作为选股因子，在截面上对不同股票进行比较，而是用大小单的数据，在同一只股票内部识别涨跌幅的属性；关于这一点，不妨举一个具体的例子，如果用大小单直接作为选股因子，我们通常会这么用，比如看到最近股票 A 的主力资金流入比股票 B 多，就会预判股票 A 的未来收益更高；而我们现在是想借助大小单的数据识别涨跌幅的属性，假设看到股票 A 某两个交易日都上涨了 5%，因为我们并不在乎背后到底是谁在下单交易，只是关注看到的订单本身的大小，所以不妨假设这两天都是同一批机构在进行交易，只不过第一天机构的行为比较激进，直接下了 1 笔 200 万的大单子；第二天机构的行为非常温和，下了 200 笔 1 万的小单子，那么这个时候我们就会预判，第一天大单驱动的 5% 更偏反转，而第二天的 5% 则更偏动量。

四、基于交易者结构的新反转因子

4.1 新反转因子的构建

基于上一节内容的测试结果，我们提出一种改进传统反转因子的方案。由图表 5-8 可知，“超大单”、“小单”交易占比对涨跌幅因子的改进效果都非常明显，但我们发现“超大单”数据的覆盖度低于“小单”，因此我们选择利用“小单”交易占比，构建新的反转因子，具体步骤为：

(1) 每月月底，每只股票回看过去 20 个交易日，按照每日“小单”交易占比高低，计算因子 1 (small_part1) 和因子 5 (small_part5)；

(2) 每只股票的新反转因子 **New_Ret20** 定义为因子 1 与因子 5 之差（两个因子相减之前，先各自做横截面标准化），即：

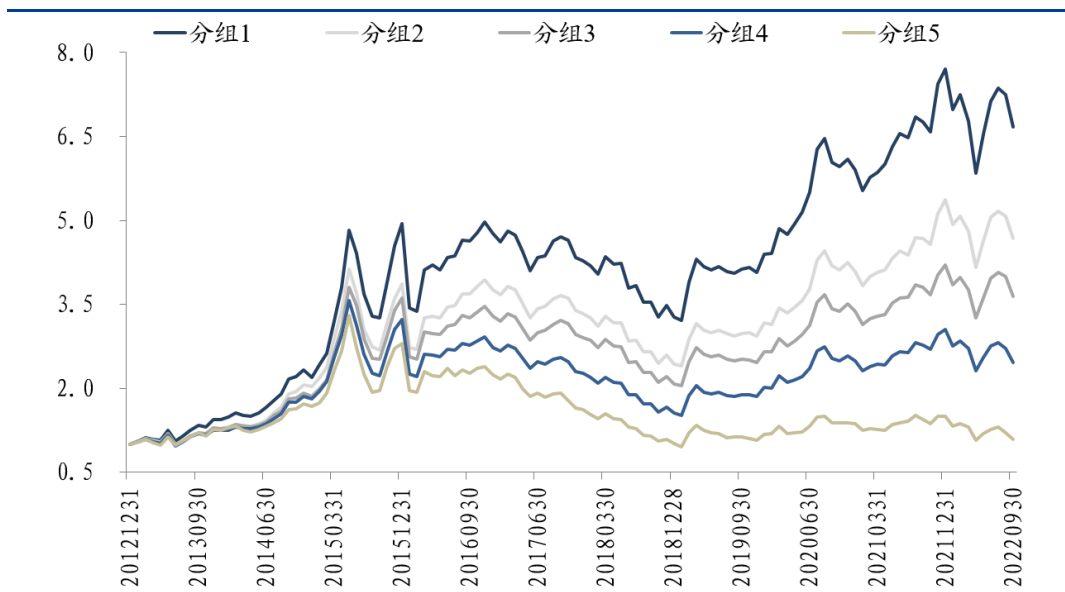
$$\text{New_Ret20} = \text{small_part1} - \text{small_part5}$$

(3) 同样以 2013/01/01-2022/09/30 为回测时间段，月度换仓，以全体 A 股为研究样本，做 5 分组回测。

附注：在步骤(2)中，若只取因子 1 作为新反转因子，选股效果已经明显优于传统因子；但由于因子 5 为动量，回测表现也较为稳健，因此再减去方向相反的因子 5 之后，选股效果可以得到进一步提升。

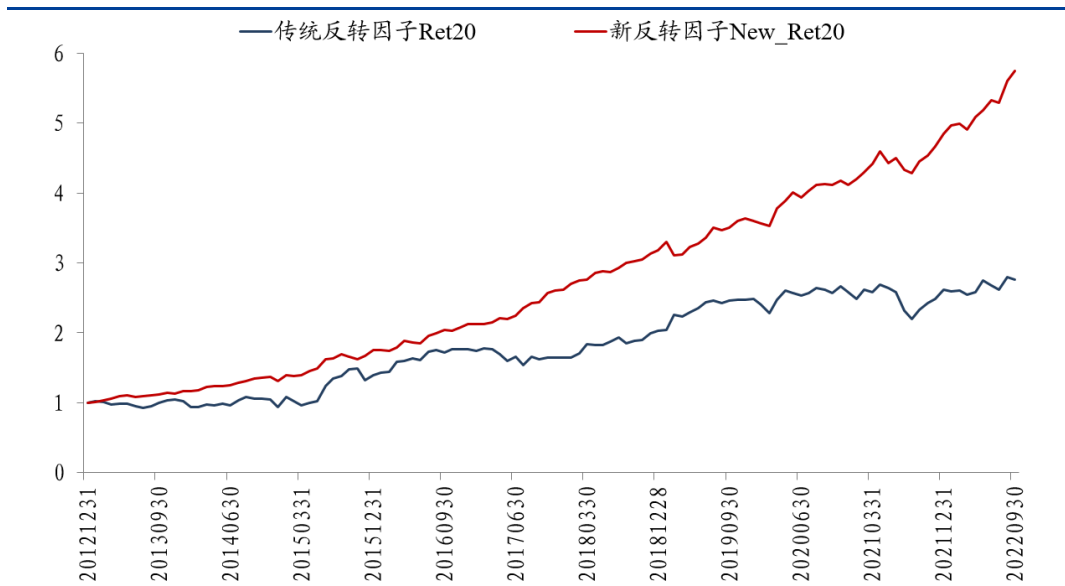
回测结果显示，新反转因子 **New_Ret20** 的月度 IC 均值为 -0.057，RankIC 均值为 -0.074，年化 ICIR 为 -2.60，年化 RankICIR 为 -3.58。图表 10、11 分别展示了新因子的 5 分组回测、多空对冲净值走势，图表 12 比较了新因子、传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标，图表 13 则报告了新因子各年度的表现情况。整体来看，新反转因子的选股效果大幅优于传统因子，5 分组多空对冲的年化收益为 19.64%，年化波动为 7.99%，信息比率为 2.46，月度胜率为 76.92%，最大回撤为 6.76%。

图表 10: 新反转因子 New_Ret20 的 5 分组回测净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 11: 新反转因子及传统因子 5 分组多空对冲净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 12: 新反转因子及传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标

		传统反转因子 Ret20	新反转因子 New_Ret20
IC 信息	月度 IC 均值	-0.038	-0.057
	年化 ICIR	-1.06	-2.60
	月度 RankIC 均值	-0.052	-0.074
	年化 RankICIR	-1.25	-3.58
5 分组多空对冲绩效指标	年化收益率	11.00%	19.64%
	年化波动率	16.13%	7.99%
	信息比率	0.68	2.46
	月度胜率	59.83%	76.92%
	最大回撤率	18.30%	6.76%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 13: 新反转因子 New_Ret20 分年度表现

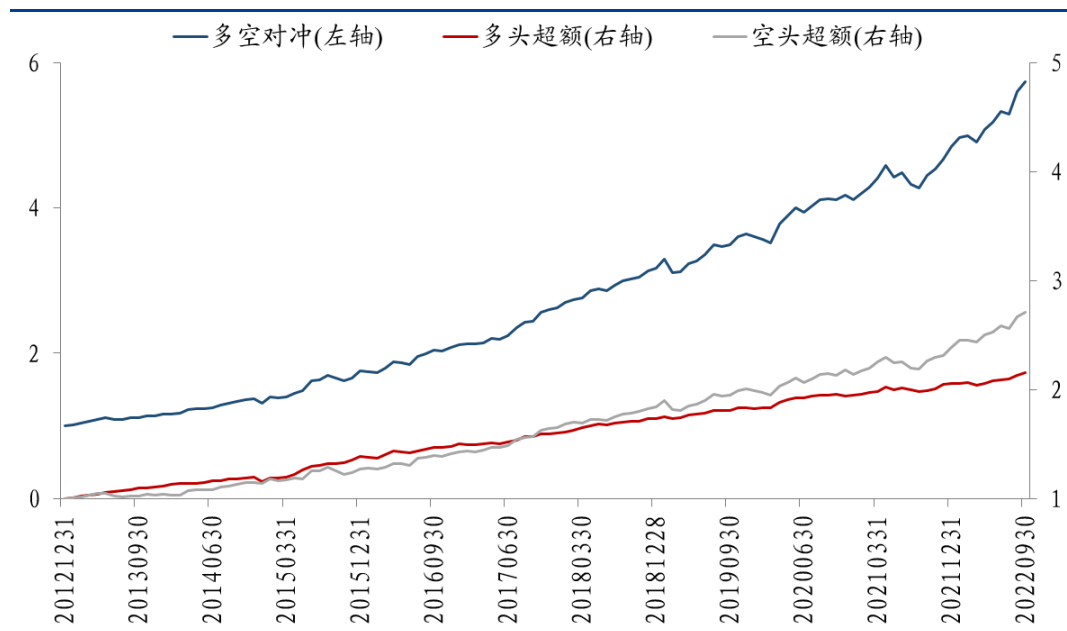
年份	年化收益率			分组 1 对冲分组 5 绩效指标			
	分组 1	分组 5	分组 1 对冲分组 5	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
2013	44.07%	24.43%	16.15%	4.59%	3.52	83.33%	1.87%
2014	51.82%	34.71%	13.13%	6.31%	2.08	91.67%	3.93%
2015	125.86%	66.93%	33.65%	11.66%	2.89	75.00%	4.44%
2016	-3.42%	-20.15%	20.91%	8.04%	2.60	58.33%	2.12%
2017	-10.22%	-27.82%	23.47%	6.25%	3.75	83.33%	0.64%
2018	-23.67%	-37.46%	21.20%	3.83%	5.54	91.67%	0.67%
2019	34.60%	16.16%	13.36%	9.13%	1.46	75.00%	5.72%
2020	33.98%	16.41%	14.34%	8.51%	1.69	58.33%	2.18%
2021	30.74%	10.34%	17.67%	9.05%	1.95	75.00%	6.76%
2022(至 9 月底)	-17.57%	-35.48%	25.42%	7.53%	3.38	77.78%	1.78%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

4.2 新反转因子的多空收益拆解

前文主要展示了新因子多空对冲的各项绩效指标, 此处我们对多空收益进行拆解, 具体结果如图表 14、15 所示。可以发现, 新反转因子的多头超额表现优秀, 虽然收益略低于空头超额, 但信息比率可达 2.57, 月度胜率为 84.62%, 稳定性明显优于空头超额。

图表 14: 新反转因子多空超额净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 15: 新反转因子多空超额绩效指标

	多空对冲	多头超额	空头超额
年化收益率	19.64%	8.19%	10.75%
年化波动率	7.99%	3.19%	5.84%
信息比率	2.46	2.57	1.84
月度胜率	76.92%	84.62%	70.94%
最大回撤率	6.76%	3.09%	4.81%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

4.3 纯净新反转因子

得到了选股效果不错的新因子后, 我们考察其与市场常用风格因子的相关性。图表 16 展示了新因子与 10 个 Barra 风格因子的相关系数(其中, 动量因子用本文开篇提到的传统反转因子 Ret20 替代)。

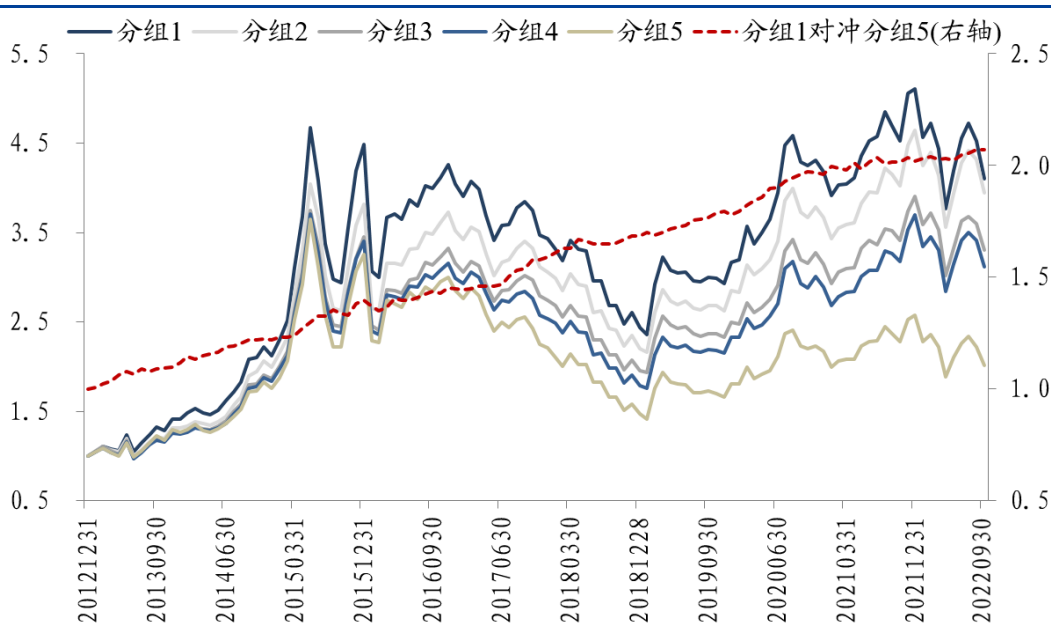
图表 16: 新反转因子与 Barra 风格因子相关系数

	新反转因子		新反转因子
EarningsYield	-0.0920	Size	0.0196
Growth	-0.0200	Beta	0.1221
Leverage	-0.0035	Liquidity	0.2440
Value	-0.0951	ResidualVolatility	0.2841
NonlinearSize	0.0341	Ret20	0.2656

资料来源: wind, 国盛证券研究所

为了剔除市场常用风格和行业的干扰, 我们每月月底将新因子对 Barra 风格因子和中信一级行业虚拟变量进行回归, 取残差作为纯净新因子, 检验其选股效果。图表 17 展示了纯净新因子的 5 分组及多空对冲净值走势, 图表 18 则汇报了其分年度的表现情况。剔除常用风格与行业后, 纯净新因子的年化 ICIR 仍可达到-2.32, 全市场 5 分组多空对冲的年化收益为 7.75%, 信息比率为 2.17, 月度胜率为 71.79%, 最大回撤为 3.21%。

图表 17: 纯净新反转因子 5 分组及多空对冲净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 18: 纯净新反转因子分年度表现

年份	年化收益率			分组 1 对冲分组 5 绩效指标			
	分组 1	分组 5	分组 1 对冲分组 5	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
2013	41.09%	26.88%	11.57%	3.39%	3.41	83.33%	0.86%
2014	50.65%	38.18%	9.35%	3.18%	2.94	75.00%	0.87%
2015	110.78%	85.44%	14.41%	5.00%	2.88	66.67%	1.74%
2016	-9.88%	-12.22%	3.78%	4.34%	0.87	50.00%	3.21%
2017	-15.02%	-22.64%	9.74%	3.31%	2.95	75.00%	0.23%
2018	-29.10%	-33.28%	6.06%	2.95%	2.05	75.00%	1.38%
2019	30.11%	22.81%	5.57%	2.35%	2.37	83.33%	0.83%
2020	31.95%	20.21%	10.03%	2.42%	4.15	83.33%	0.63%
2021	22.21%	18.21%	3.13%	3.79%	0.83	58.33%	1.35%
2022(至 9 月底)	-25.32%	-27.79%	3.35%	1.90%	1.76	66.67%	0.84%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

4.4 其他样本空间的表现

以上内容展示了新反转因子在全市场的回测效果, 此小节内容我们测试新因子在其他样本空间的表现。如图表 19 所示, 新反转因子在市值越小的股票池中表现越好, 比如在中证 1000 成分股中, 新反转因子的年化 ICIR 绝对值超过 2, 5 分组多空对冲的年化收益为 16.42%, 信息比率为 1.94, 月度胜率为 69.47%, 最大回撤为 9.08%。

图表 19: 新反转因子在其他样本空间的表现

		IC 均值	年化 ICIR	年化收益	年化波动	信息比率	月度胜率	最大回撤
沪深 300	传统反转因子 Ret20	-0.024	-0.50	2.83%	20.15%	0.14	50.43%	41.33%
	新反转因子 New_Ret20	-0.034	-1.03	8.04%	11.95%	0.67	61.54%	35.05%
中证 500	传统反转因子 Ret20	-0.009	-0.21	1.85%	15.85%	0.12	50.43%	34.52%
	新反转因子 New_Ret20	-0.034	-1.32	10.37%	9.38%	1.11	60.68%	16.24%
中证 1000	传统反转因子 Ret20	-0.043	-1.13	12.82%	15.37%	0.83	54.74%	23.39%
	新反转因子 New_Ret20	-0.051	-2.11	16.42%	8.47%	1.94	69.47%	9.08%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

五、交易者结构对动量效应的增强

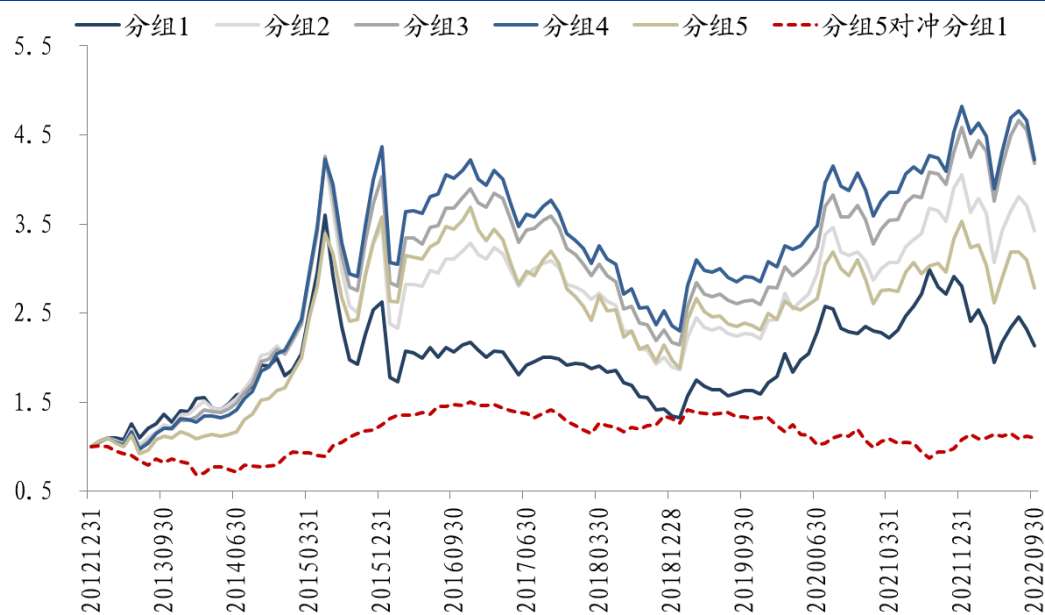
上节内容利用交易者结构的数据，构造了一个效果优秀的新反转因子。回顾用大小单对涨跌幅因子进行识别的图表 5-8，可以发现，我们划分得到的局部涨跌幅因子中，其中有一些的反转效应确实得到了大幅增强，但相比之下动量属性的增强效果仍然较弱。这个问题也一直困扰着广大投资者：在 A 股市场动量比较难找，如何找到一个表现稳健的动量因子呢？

5.1 新动量因子的构建

动量比较难找，我们觉得首先跟构造因子时的回看时间有很大关系。一般来讲，在月度换仓的选股框架下，随着回看时间的逐渐延长，涨跌幅因子的动量属性会逐渐加强。在回看过去 20 个交易日的情况下，传统涨跌幅因子 Ret20 本身就呈现比较明显的反转效应，想要在强反转中找动量，实属不易。

比较遗憾的是，在 A 股市场，就算把回看时间延长到 240 个交易日，即计算大约过去一年的累计涨跌幅，因子的 IC 仍然是负的，只不过已不太显著，年化 ICIR 大约为-0.28，表现为较弱的反转。

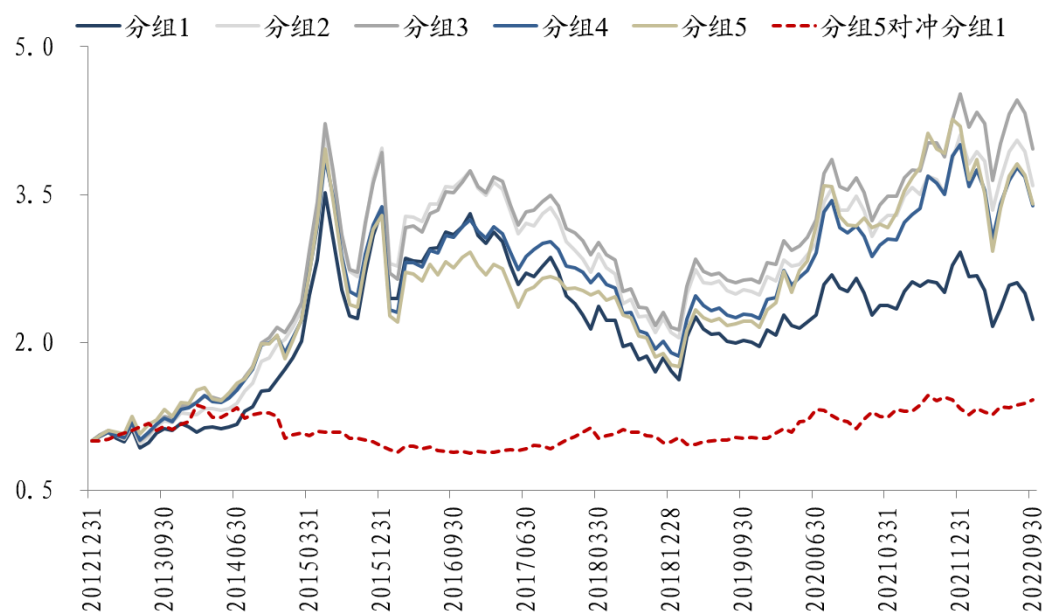
图表 20: 涨跌幅因子 Ret240 的 5 分组及多空对冲净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

想要寻找动量, 就只能参考 Barra 对动量因子的定义, 即回看过去 240 个交易日, 并且把距离最近的一段时间剔除。比如我们暂且把最近的 40 个交易日剔除, 只计算剩下 200 个交易日的累计涨跌幅, 这样得到的因子 Ret240_40 才勉强呈现很微弱的动量效应, 年化 ICIR 大约为 0.20。

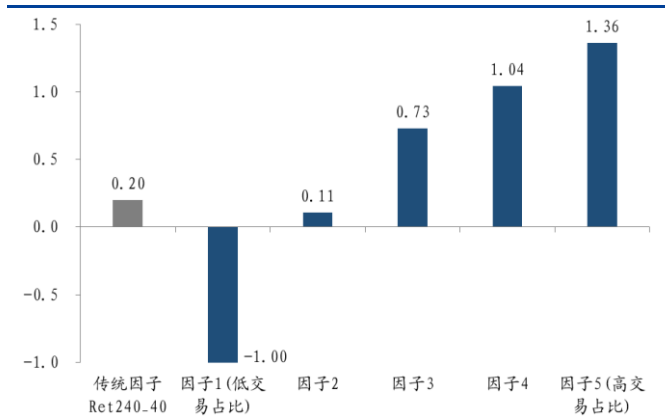
图表 21: 涨跌幅因子 Ret240_40 的 5 分组及多空对冲净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

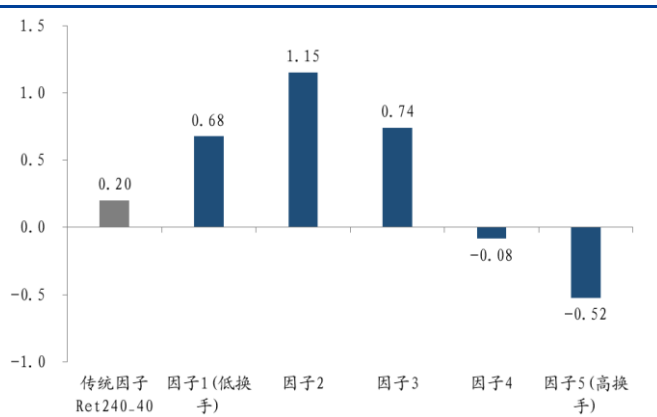
我们接下来就在传统动量因子 Ret240_40 的基础上, 尝试进一步增强动量效应。同样地, 借助交易者结构数据, 以小单为例, 在每只股票剩下的 200 个交易日中, 按照每天小单交易占比的高低, 把 200 个交易日分为 5 个局部涨跌幅因子, 测试结果如图表 22 所示, 仍然表现为小单交易占比越高, 对应的涨跌幅因子动量属性越强。

图表 22: 局部因子年化 ICIR: 小单交易占比划分(240_40)



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 23: 局部因子年化 ICIR: 换手率划分(240_40)



资料来源: wind, 国盛证券研究所

从图表 22 中可以看到, 小单交易占比最高的局部因子 5 相比于传统动量因子, 年化 ICIR 已经有了明显提升, 并不亚于前文对传统反转因子的改进。但由于传统动量因子的效果太弱, 因此影响了因子 5 的绝对效果。

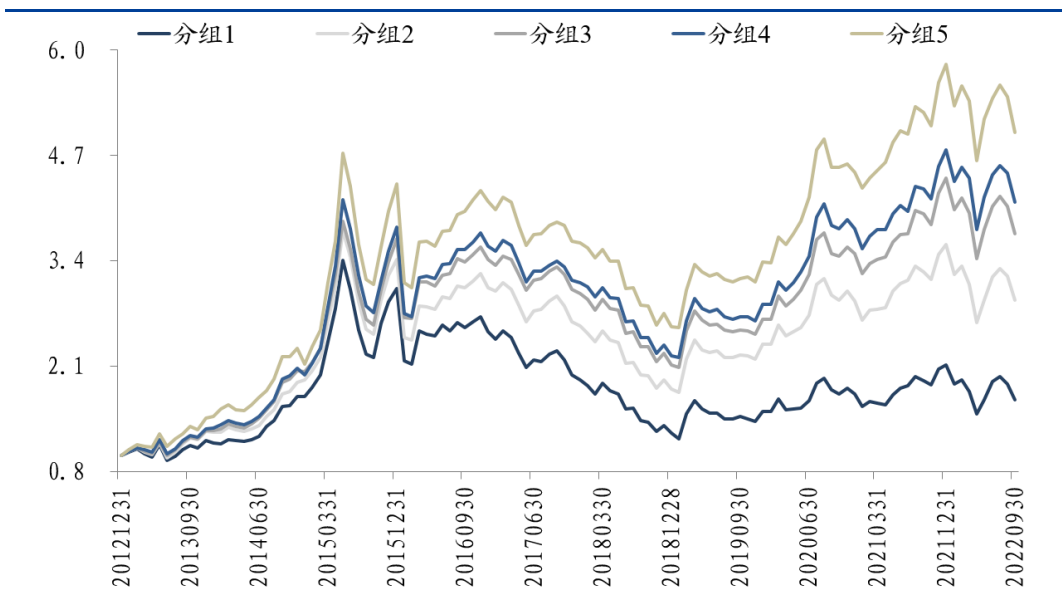
为了进一步提升动量因子的效果, 我们可以在小单交易占比的基础上, 再结合其他改进指标。比如常见的“换手率”, 也具有类似的改进涨跌幅因子的能力。具体操作方法、逻辑都与前文类似, 我们根据每日换手率将每只股票的 200 个交易日分为 5 个局部涨跌幅因子, 如图表 23 所示, 换手率越低, 股价越有可能反应不足, 对应的涨跌幅因子动量属性就会越强。

接下来, 我们将上述两个有效指标结合, 构造效果更加稳健的动量因子, 具体步骤为:

- (1) 每月月底, 每只股票回看过去 240 个交易日, 剔除最近的 40 个交易日;
- (2) 在剩下的 200 个交易日中, 先分别用每日的小单交易占比、换手率, 各自划分为 2 个组;
- (3) 将同时属于小单交易占比高组、换手率低组的交易日取出来, 计算这些交易日涨跌幅的平均值, 得到**新动量因子 New_Ret240_40**。

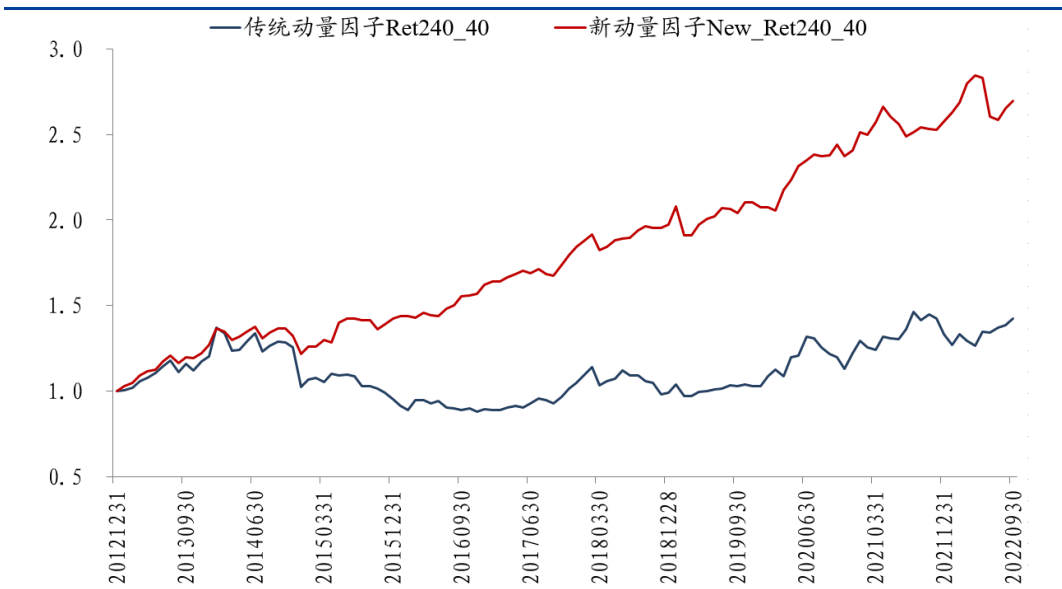
图表 24、25 分别展示了新动量因子的 5 分组回测、多空对冲净值走势, 图表 26 比较了新因子、传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标, 图表 27 则报告了新因子各年度的表现情况。回测期 2013/01/01-2022/09/30 内, 新动量因子 New_Ret240_40 的月度 IC 均值为 0.033, RankIC 均值为 0.043, 年化 ICIR 为 1.48, 年化 RankICIR 为 1.74; 5 分组多空对冲的年化收益为 10.71%, 年化波动为 9.27%, 信息比率为 1.16, 月度胜率为 65.81%, 最大回撤为 11.42%, 相比于传统因子, 选股效果得到大幅提升。

图表 24: 新动量因子 New_Ret240_40 的 5 分组回测净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 25: 新动量因子及传统因子 5 分组多空对冲净值走势



资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 26: 新动量因子及传统因子的 IC 信息及 5 分组多空对冲绩效指标

		传统动量因子	新动量因子
IC 信息	月度 IC 均值	0.007	0.033
	年化 ICIR	0.20	1.48
	月度 RankIC 均值	0.007	0.043
	年化 RankICIR	0.16	1.74
5 分组多空对冲绩效指标	年化收益率	3.68%	10.71%
	年化波动率	14.73%	9.27%
	信息比率	0.25	1.16
	月度胜率	54.70%	65.81%
	最大回撤率	35.92%	11.42%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 27: 新动量因子 New_Ret240_40 分年度表现

年份	年化收益率			分组 1 对冲分组 5 绩效指标			
	分组 1	分组 5	分组 1 对冲分组 5	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
2013	48.14%	15.48%	27.16%	7.52%	3.61	83.33%	3.55%
2014	43.81%	49.82%	-4.29%	13.57%	-0.32	50.00%	11.42%
2015	104.04%	77.02%	17.02%	10.44%	1.63	58.33%	4.57%
2016	-4.84%	-17.39%	14.03%	5.39%	2.60	66.67%	1.27%
2017	-12.40%	-23.56%	13.50%	5.40%	2.50	66.67%	2.14%
2018	-28.50%	-33.89%	7.08%	6.49%	1.09	83.33%	4.87%
2019	30.62%	20.96%	5.15%	11.03%	0.47	58.33%	8.07%
2020	32.64%	13.63%	16.07%	7.62%	2.11	75.00%	2.64%
2021	29.77%	20.42%	6.98%	7.57%	0.92	50.00%	6.42%
2022(至 9 月底)	-18.83%	-25.80%	6.22%	11.59%	0.54	66.67%	9.17%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

5.2 其他样本空间的表现

以上展示了新动量因子在全市场的回测效果。众所周知, 动量效应在市值较大的股票中更为显著, 因此我们也测试了新因子在不同样本空间的选股效果。如图表 28 所示, 可以发现, 在沪深 300 成分股内, 新因子的 IC 表现最强, 接近 5%。

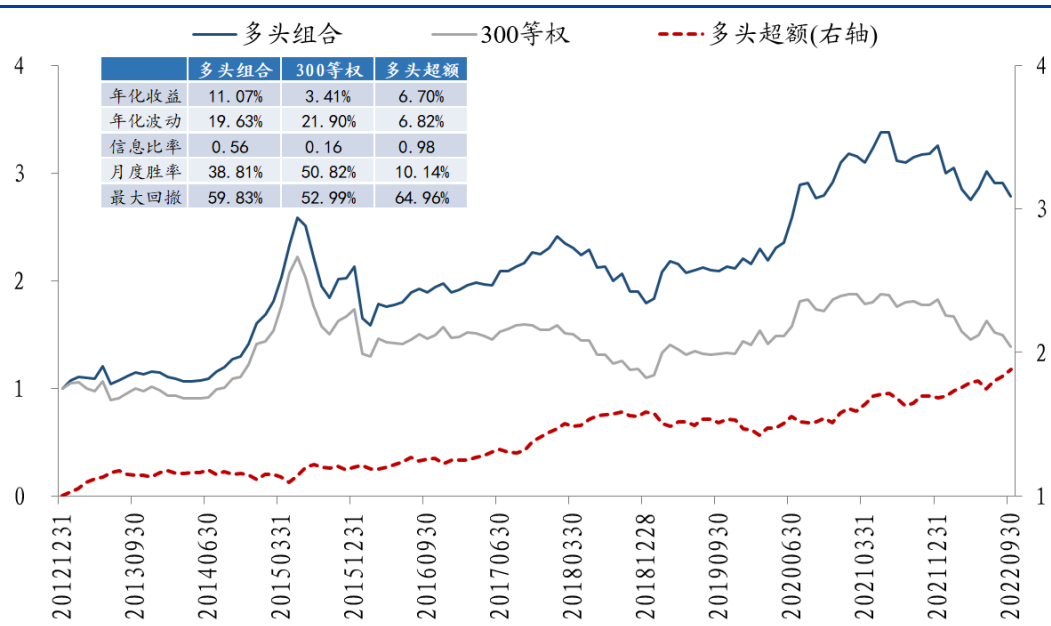
图表 28: 新动量因子在其他样本空间的表现

		IC 均值	年化 ICIR	年化收益	年化波动	信息比率	月度胜率	最大回撤
沪深 300	传统动量因子 Ret240_40	0.038	0.71	10.24%	16.83%	0.61	58.77%	35.68%
	新动量因子 New_Ret240_40	0.049	1.16	11.52%	11.88%	0.97	63.25%	19.78%
中证 500	传统动量因子 Ret240_40	0.013	0.27	5.98%	16.62%	0.36	55.26%	44.03%
	新动量因子 New_Ret240_40	0.036	1.34	8.83%	9.55%	0.92	64.96%	12.13%
中证 1000	传统动量因子 Ret240_40	0.002	0.06	3.76%	14.56%	0.26	54.35%	28.95%
	新动量因子 New_Ret240_40	0.035	1.36	7.15%	9.36%	0.76	65.26%	14.25%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

我们在沪深 300 成分股内构造一个多头组合, 即每月月底按照新动量因子, 选取因子值最大的 1/5 股票, 等权构建组合。2013/01/01-2022/09/30, 该组合相对于沪深 300 等权指数的年化超额收益为 6.70%, 信息比率接近 1, 月度胜率约为 64.96%。根据过往经验, 在沪深 300 成分股内进行单因子测试, 该因子的多头表现可以算是可圈可点。

图表 29: 沪深 300 成分股内的新动量因子多头组合



资料来源: wind, 国盛证券研究所

5.3 参数敏感性检验

除此之外, 我们还对新动量因子进行了参数敏感性检验, 主要涉及两个参数: 构造因子时候的回看时间 n ; 分别按照小单交易占比、换手率分成 m 个局部因子, 再取小单交易占比最高、换手率最低的交集。前文测算中, 参数 n 取值为 240-40, 参数 m 取值为 2。

图表 30 展示了在不同参数取值下, 新动量因子的月度 IC 均值及年化 ICIR 的表现情况。可以看到: (1) 在参数 m 取值相同的情况下, 回看天数 n 取不同数值, 新动量因子的表现并未发生太大变化, 尤其是 IC 极其稳定, 如 m 等于 2 时, 新因子的 IC 始终维持在 0.03 附近, 仅出现小幅波动; (2) 随着参数 m 的逐渐增大, 新因子的效果逐渐衰减, 这一点也符合常理, 因为在因子构造的过程中, 我们先分别按照小单交易占比、换手率分成 m 个局部因子, 再取小单交易占比最高、换手率最低的交集, 可想而知, 随着 m 的逐渐增大, 最终选出来的交易日数量会快速下降, 进而影响因子效果; 在前文测算中, m 取值为 2, 也较为符合常规习惯。

图表 30: 新动量因子的参数敏感性

月度 IC 均值		传统因子	局部因子个数 m			
回看天数 n			2	3	4	5
	120	-0.020	0.031	0.026	0.020	0.014
	120-20	-0.003	0.031	0.026	0.021	0.013
	120-40	0.004	0.029	0.022	0.016	0.009
	240	-0.011	0.031	0.025	0.020	0.017
	240-20	0.001	0.032	0.025	0.019	0.016
	240-40	0.007	0.033	0.026	0.020	0.017
	240-60	0.010	0.032	0.024	0.020	0.017

年化 ICIR		传统因子	局部因子个数 m			
回看天数 n			2	3	4	5
	120	-0.52	1.24	1.26	1.02	0.71
	120-20	-0.09	1.37	1.36	1.13	0.65
	120-40	0.13	1.47	1.23	0.85	0.31
	240	-0.28	1.20	1.19	1.04	0.94
	240-20	0.04	1.35	1.23	1.06	0.92
	240-40	0.20	1.48	1.37	1.17	1.04
	240-60	0.30	1.49	1.33	1.20	1.10

资料来源: wind, 国盛证券研究所

六、总结

本文为“量价淘金”选股因子系列研究的第二篇报告，对“动量与反转”现象进行了深入探索。我们基于对“动量与反转本质”的最新思考，以“大小单交易者结构”为例，对传统涨跌幅因子进行了改进。

具体地，本文发现大小单交易占比数据，能够显著影响股价对信息的反应程度，进而有效识别涨跌幅因子的方向及强弱，大致表现为：**大单交易占比越高、小单交易占比越低，股价越容易反应过度，对应的涨跌幅因子反转效应越强**；反之亦然。基于上述结论，我们在传统反转因子 Ret20 的基础上，利用交易者结构数据，构造了效果大幅提升的新反转因子；另外，我们也基于传统动量因子 Ret240_40，利用交易者结构、换手率这两个指标，提炼了其中更强的动量信息，在 A 股市场构建了效果更为稳健的新动量因子，特别地，该因子在沪深 300 成分股中的表现更佳。

其实，除了大小单交易占比、换手率以外，还有很多其他指标，也可以有效识别涨跌幅因子的属性，比如振幅、平均成交金额、成交波动等等（具体结果如图表 31、32 所示，操作方法与前文类似，局部因子 1 对应指标较小的交易日，局部因子 5 对应指标较大的交易日）。我们认为改进涨跌幅因子的关键，并不在于具体采用哪些指标，而在于本文反复强调的改进理念，即找到哪一部分涨跌幅更容易反应过度，哪一部分更容易反应不足，下图中展示的所有指标，都只不过是推测股价反应程度的线索。

图表 31：不同指标对动量/反转的增强（Ret20）

月度IC均值	传统因子	局部因子1	局部因子2	局部因子3	局部因子4	局部因子5	年化ICIR	传统因子	局部因子1	局部因子2	局部因子3	局部因子4	局部因子5
小单交易占比	-0.038	-0.065	-0.029	0.000	0.013	0.024	小单交易占比	-1.06	-2.41	-1.62	-0.03	0.80	1.37
换手率	-0.038	0.004	0.005	-0.004	-0.013	-0.038	换手率	-1.06	0.22	0.30	-0.26	-0.64	-1.56
振幅	-0.038	-0.002	0.007	0.000	-0.010	-0.055	振幅	-1.06	-0.14	0.47	0.00	-0.47	-2.09
平均成交金额	-0.038	0.030	0.015	-0.001	-0.026	-0.058	平均成交金额	-1.06	1.74	0.94	-0.08	-1.41	-2.17
成交波动	-0.038	0.005	0.001	0.000	-0.019	-0.057	成交波动	-1.06	0.32	0.09	0.00	-1.06	-2.30

资料来源：wind，国盛证券研究所

图表 32：不同指标对动量/反转的增强（Ret240_40）

月度IC均值	传统因子	局部因子1	局部因子2	局部因子3	局部因子4	局部因子5	年化ICIR	传统因子	局部因子1	局部因子2	局部因子3	局部因子4	局部因子5
小单交易占比	0.007	-0.025	0.002	0.011	0.017	0.024	小单交易占比	0.20	-1.00	0.11	0.73	1.04	1.36
换手率	0.007	0.011	0.015	0.012	-0.002	-0.015	换手率	0.20	0.68	1.15	0.74	-0.08	-0.52
振幅	0.007	0.007	0.022	0.017	0.007	-0.019	振幅	0.20	0.53	1.48	1.09	0.39	-0.77
平均成交金额	0.007	0.011	0.017	0.007	-0.002	-0.026	平均成交金额	0.20	0.65	1.12	0.49	-0.15	-1.12
成交波动	0.007	0.010	0.015	0.020	0.009	-0.027	成交波动	0.20	0.62	0.88	1.25	0.59	-1.17

资料来源：wind，国盛证券研究所

风险提示

以上结论均基于历史数据和统计模型的测算，如果未来市场环境发生明显改变，不排除模型失效的可能性。

免责声明

国盛证券有限责任公司（以下简称“本公司”）具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。本报告仅供本公司的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。

本报告的信息均来源于本公司认为可信的公开资料，但本公司及其研究人员对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告中的资料、意见及预测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，可能会随时调整。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。本公司不保证本报告所含信息及资料保持在最新状态，对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司力求报告内容客观、公正，但本报告所载的资料、工具、意见、信息及推测只提供给客户作参考之用，不构成任何投资、法律、会计或税务的最终操作建议，本公司不就报告中的内容对最终操作建议做出任何担保。本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。投资者应当充分考虑自身特定状况，并完整理解和使用本报告内容，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。

投资者应注意，在法律许可的情况下，本公司及其本公司的关联机构可能会持有本报告中涉及的公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司正在提供或争取提供投资银行、财务顾问和金融产品等各种金融服务。

本报告版权归“国盛证券有限责任公司”所有。未经事先本公司书面授权，任何机构或个人不得对本报告进行任何形式的发布、复制。任何机构或个人如引用、刊发本报告，需注明出处为“国盛证券研究所”，且不得对本报告进行有悖原意的删节或修改。

分析师声明

本报告署名分析师在此声明：我们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，本报告所表述的任何观点均精准地反映了我们对标的证券和发行人的个人看法，结论不受任何第三方的授意或影响。我们所得报酬的任何部分无论是在过去、现在及将来均不会与本报告中的具体投资建议或观点有直接或间接联系。

投资评级说明

投资建议的评级标准		评级	说明
评级标准为报告发布日后的 6 个月内公司股价（或行业指数）相对同期基准指数的相对市场表现。其中 A 股市场以沪深 300 指数为基准；新三板市场以三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）为基准；香港市场以摩根士丹利中国指数为基准，美股市场以标普 500 指数或纳斯达克综合指数为基准。	股票评级	买入	相对同期基准指数涨幅在 15%以上
		增持	相对同期基准指数涨幅在 5%~15%之间
		持有	相对同期基准指数涨幅在 -5%~+5%之间
		减持	相对同期基准指数跌幅在 5%以上
	行业评级	增持	相对同期基准指数涨幅在 10%以上
		中性	相对同期基准指数涨幅在 -10%~+10%之间
		减持	相对同期基准指数跌幅在 10%以上

国盛证券研究所

北京

地址：北京市西城区平安里西大街 26 号楼 3 层

邮编：100032

传真：010-57671718

邮箱：gsresearch@gszq.com

南昌

地址：南昌市红谷滩新区凤凰中大道 1115 号北京银行大厦

邮编：330038

传真：0791-86281485

邮箱：gsresearch@gszq.com

上海

地址：上海市浦明路 868 号保利 One56 1 号楼 10 层

邮编：200120

电话：021-38124100

邮箱：gsresearch@gszq.com

深圳

地址：深圳市福田区福华三路 100 号鼎和大厦 24 楼

邮编：518033

邮箱：gsresearch@gszq.com