

量化专题报告

“量价淘金”选股因子系列研究（三） 如何基于 RSI 技术指标构建有效的选股因子？

前言：相对强弱指标 RSI(Relative Strength Index)是最常用的技术分析指标之一，常被用来评估多空力量的强弱程度，被广泛应用于各种金融产品的研究分析中。本文对 RSI 指标进行深入探索，讨论如何将其拓展到横截面选股领域，构建有效的选股因子。

RSI 指标在择时上的特点：在时序择时上，RSI 指标出现极端值，往往被用作一个反转信号，衡量过度交易的程度，大致呈现 3 个特点：（1）在单边大幅上涨、下跌的行情中，效果更佳；（2）对顶点的判断往往较早，但在大幅上涨的行情中，RSI 指标首次出现极端值后，会反复触及、提示风险；（3）非震荡市中，对底部的判断，具有一定同步性。

RSI 选股因子初探：每月月底，每只股票回溯过去 20 个交易日，利用日频涨跌幅数据，计算得到每只股票的 RSI 因子。该因子的效果一般，在全体 A 股中的月度 IC 均值为 -0.026，年化 ICIR 为 -1.16。

RSI 选股因子增强：我们尝试提高数据频率，基于分钟涨跌幅数据构建高频 RSI 因子，选股效果显著提升，10 分组多空对冲的信息比率已接近 2。更进一步，利用成交量的信息，对每日 RSI 指标进行加权，得到选股效果更稳健的成交量配合 RSI 因子。回测期 2014/01/01-2023/01/31 内，成交量配合 RSI 因子在全市场的月度 IC 均值为 -0.054，年化 ICIR 为 -2.34；10 分组多空对冲的年化收益为 25.89%，信息比率为 2.26，月度胜率为 77.57%，最大回撤为 11.86%。另外，在剔除了市场常用风格和行业的干扰后，纯净因子的年化 ICIR 可达 -2.17，仍然具备有效的选股能力。

图表 1：日频 RSI、高频 RSI、成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空对冲绩效

	日频 RSI	高频 RSI	成交量配合 RSI
IC 信息	月度 IC 均值	-0.026	-0.054
	年化 ICIR	-1.16	-2.34
	月度 RankIC 均值	-0.043	-0.086
	年化 RankICIR	-1.76	-3.03
10 分组 多空对冲 绩效指标	年化收益率	10.13%	25.89%
	年化波动率	11.49%	11.46%
	信息比率	0.88	2.26
	月度胜率	55.14%	77.57%
	最大回撤率	14.92%	11.86%

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。

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、《“量价淘金”选股因子系列研究（一）：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、《“薪火”量化分析系列研究（一）：如何将隔夜涨跌变为有效的选股因子 Q&A》2022-06-28
- 3、《“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》2022-10-24
- 4、《“薪火”量化分析系列研究（二）：票据逾期数据中的选股信息》2022-12-31
- 5、《量化点评报告：三月配置建议：价值风格确定性最高——资产配置思考系列之三十九》2023-02-28
- 6、《量化专题报告：可转债定价模型与应用》2023-03-02
- 7、《量化分析报告：消费估值上行空间有限，部分成长行业估值开始修复——基本面量化系列研究之十七》2023-03-03

内容目录

一、前言	3
二、RSI 指标在择时上的特点	3
三、基于 RSI 指标构建选股因子	6
3.1 RSI 选股因子初探：日频数据	6
3.2 RSI 选股因子增强：高频数据+成交量配合	6
四、其他重要讨论	9
4.1 纯净的成交量配合 RSI 因子	9
4.2 参数敏感性检验	10
4.3 其他样本空间的表现	11
五、总结	12
风险提示	12

图表目录

图表 1：日频 RSI、高频 RSI、成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空对冲绩效	1
图表 2：RSI 指标在单边大幅行情中更有效	4
图表 3：RSI 指标对市场顶部的判断往往提早较多	4
图表 4：RSI 指标对市场底部的判断同步性较强	5
图表 5：RSI 指标当前已处于近期高位	5
图表 6：日频 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势	6
图表 7：高频 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势	7
图表 8：成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势	8
图表 9：日频 RSI、高频 RSI、成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空绩效对比	8
图表 10：成交量配合 RSI 因子分年度表现	9
图表 11：成交量配合 RSI 因子与 Barra 风格因子相关系数	9
图表 12：纯净成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势	10
图表 13：纯净成交量配合 RSI 因子分年度表现	10
图表 14：成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空净值（40 日）	11
图表 15：成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空净值（60 日）	11
图表 16：不同回看天数下成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空绩效	11
图表 17：不同样本空间 10 分组多空对冲绩效指标	12

一、前言

1978年，韦尔斯·怀尔德(Welles Wilder)在《技术交易系统新思路》一书中，提出了相对强弱指标 RSI(Relative Strength Index)，以某段时期内股价的变动情况来推测其未来的变动方向。时至今日，历经40多年的发展，RSI早已成为最常用的技术分析指标之一，常被用来评估多空力量的强弱程度，被广泛运用于股票、商品、期货等各种金融产品的研究分析中。

若基于过去一段时间的日频涨跌幅，RSI指标最常见的计算公式如下，分子代表做多的力量，分母则是多空力量的总和：

$$RSI = \frac{\text{上涨交易日的平均涨跌幅}}{\text{上涨交易日的平均涨跌幅} + \text{下跌交易日的平均涨跌幅的绝对值}} \times 100$$

RSI指标在一定程度上反映了过度交易的程度，因此常被用作反转指标：数值越大，说明当下的超买现象越严重，未来股价回调的可能性越大；数值越小，则说明超卖现象越严重，未来股价反弹的概率越大。

通常情况下，RSI指标都被应用于时序择时，较少被用在横截面上进行选股。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。本文为系列研究第三篇，我们聚焦 RSI 技术指标，对其进行深入探索，展示如何将 RSI 的应用拓展到横截面选股领域，构建有效的选股因子。

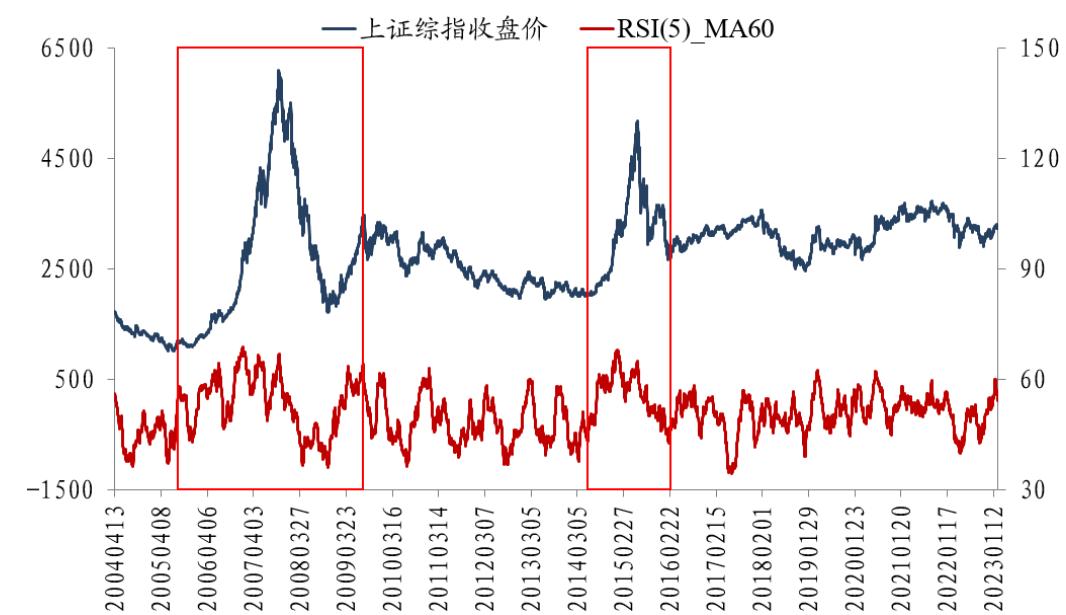
二、RSI 指标在择时上的特点

在利用 RSI 指标构建选股因子之前，我们先从它最传统的用法出发，简单回顾它在择时上的应用效果。

正如前文所述，RSI 指标被用来衡量超买或超卖的程度，因此它最常见的用法，就是利用它的极端值，比如设定上下阈值，若 RSI 超过一定数值，就发出看空信号，反过来若低于某个数值，则发出看多信号。整体来看，RSI 指标出现极端值，具备一定的择时效果。比如我们以上证综合指数为例，总结它在择时上的几个特点。

特点一：根据 RSI 指标的计算公式，我们很容易发现，在单边大幅上涨或者下跌的行情中，RSI 指标更容易出现极端值，发出更为有效的信号；而在震荡市或者幅度较小的行情中，大多情况下 RSI 指标会在一个相对较窄的区间内来回震荡，有效性较弱。

图表2: RSI指标在单边大幅行情中更有效

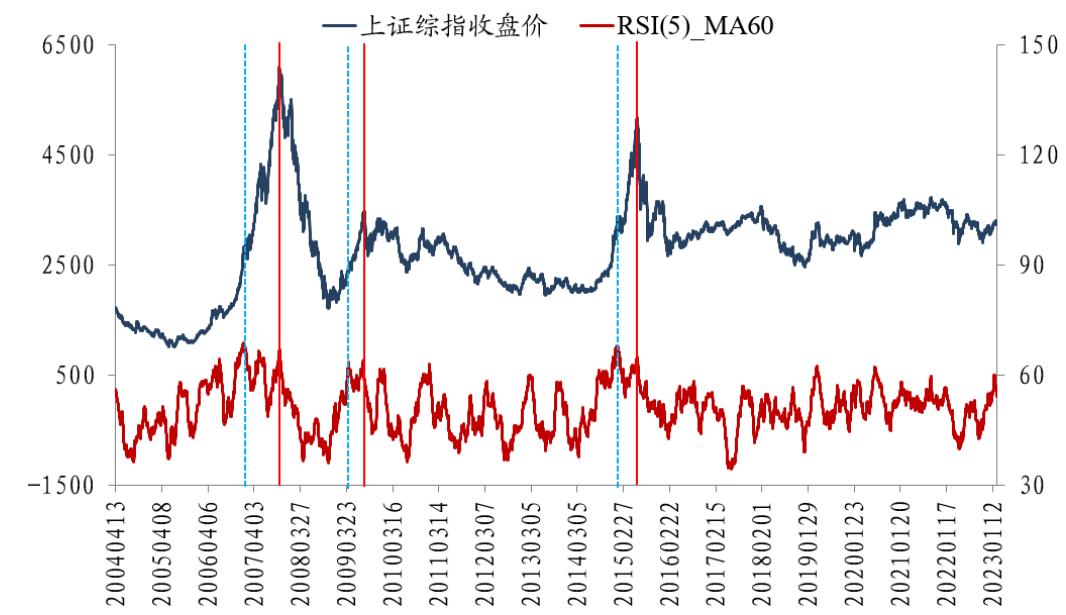


资料来源: wind, 国盛证券研究所

附注: RSI(5)_MA60 的计算方法为, 每日用过去 5 个交易日的涨跌幅计算 RSI 指标, 再求 60 日移动平均值

特点二: 回顾 RSI 指标对历次大顶的判断, 可以发现, 它对市场顶部的提示往往会提早很久, 而且行情越大, 提早越多。比如 2007 年, 上证综合指数大约在 10 月份见顶, 但 RSI 指标在 2 月份、上涨行情大概走了 40% 的时候, 就已经进入了局部高位。类似地, 在 2009 年、2015 年, RSI 指标出现高位极端值, 大约也比市场指数提早了 1 个季度。但在大幅上涨的行情中, RSI 指标首次出现极端值后, 它往往还会反复触及、反复提示风险。因此若观察到 RSI 指标在近期内首次进入了局部高位, 我们可以开始紧密关注其后续走势, 若未来反复出现极端值, 则应当警惕下跌风险。

图表3: RSI指标对市场顶部的判断往往提早较多



资料来源: wind, 国盛证券研究所

特点三：若观察 RSI 指标对市场底部的判断，可以发现在较大幅度下跌的行情中，RSI 指标出现低位极端值与市场指数见底有一定同步性。如图表 4 中几条红色虚线所处位置，RSI 指标到达局部低点，都会对市场底部有一定的提示作用。

图表 4：RSI 指标对市场底部的判断同步性较强



资料来源：wind，国盛证券研究所

从 RSI 指标当前的情况来看，其数值已处于近期高位，但由于是首次出现极端值，根据前文总结的经验，RSI 对顶点的判断往往较早，因此单从 RSI 指标来看，短期内上证综指见顶的可能性较小，后续可关注该指标是否反复出现高位极端值。

图表 5：RSI 指标当前已处于近期高位



资料来源：wind，国盛证券研究所

三、基于 RSI 指标构建选股因子

在简单回顾、总结了 RSI 指标在择时上的应用效果后，我们探索如何利用它构建横截面上的选股因子。

3.1 RSI 选股因子初探：日频数据

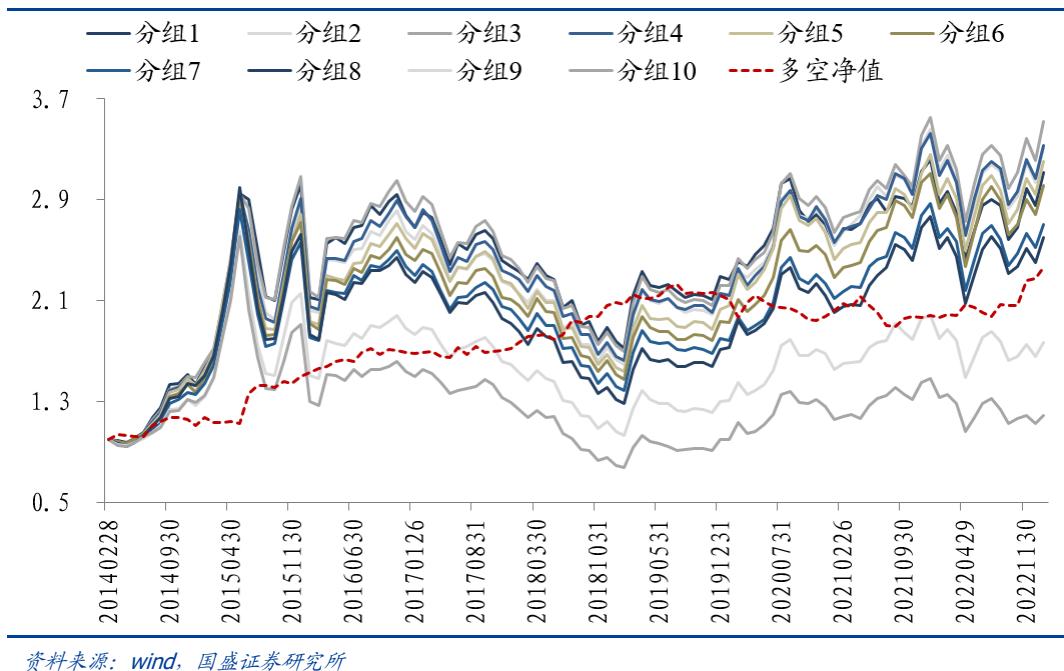
最容易想到的选股因子构造方式，是利用日频涨跌幅数据，直接套用 RSI 指标的计算公式，计算每只股票的因子值。比如以回看 20 个交易日为例，我们进行以下操作：

- (1) 每月月底，每只股票回溯过去 20 个交易日，计算 $(20 \text{ 日中上涨交易日的平均涨跌幅}) / (20 \text{ 日中上涨交易日的平均涨跌幅} + 20 \text{ 日中下跌交易日的平均涨跌幅的绝对值}) * 100$ ；
- (2) 做横截面市值中性化处理，得到每只股票的日频 RSI 因子。

基于 RSI 指标构建的横截面选股因子，其方向与 RSI 时序择时的方向一致，亦是做反转，即因子的 IC 小于 0。2014/01/01-2023/01/31 期间，日频 RSI 因子在全体 A 股样本中的月度 IC 均值为 -0.026，年化 ICIR 为 -1.16。

图表 6 展示了日频 RSI 因子在全市场 10 分组及多空对冲的净值走势。该因子多空对冲的年化收益为 10.13%，年化波动为 11.49%，信息比率为 0.88，月度胜率为 55.14%，最大回撤为 14.92%，对股票的未来收益有一定的指示作用，但整体来看选股效果较弱。

图表 6：日频 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势



资料来源：wind, 国盛证券研究所

3.2 RSI 选股因子增强：高频数据+成交量配合

基于日频数据构建的 RSI 因子效果较弱，我们需要对其进行增强。有一种常见的增强思

路，即提高数据频率，一般来讲，数据频率越高，包含的增量信息也会越多。因此，我们尝试用更高频的数据构建因子。

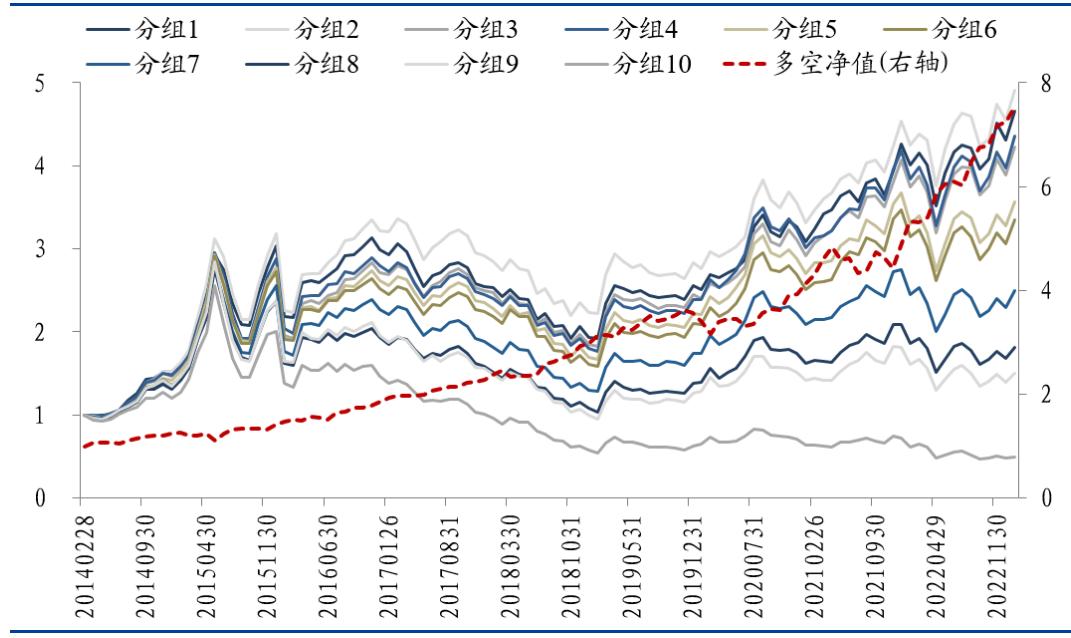
具体地，我们实施以下操作，得到高频数据下的 RSI 选股因子：

(1) 每个交易日，利用 1 分钟涨跌幅数据，计算个股当日的 $RSI = (\text{上涨分钟的平均涨跌幅}) / (\text{上涨分钟的平均涨跌幅} + \text{下跌分钟的平均涨跌幅的绝对值}) * 100$ 。

(2) 每月月底，每只股票回溯过去 20 个交易日，计算 20 日 RSI 的平均值，再做横截面市值中性化处理，得到每只股票的高频 RSI 因子。

回测结果显示，高频 RSI 因子的月度 IC 均值为 -0.060，年化 ICIR 为 -2.14；10 组多空对冲的年化收益为 25.38%，年化波动为 13.07%，信息比率可达 1.94，月度胜率为 75.70%，最大回撤为 12.66%，选股效果相比于日频 RSI 因子显著提升。

图表 7：高频 RSI 因子 10 分组及多空对冲净值走势



资料来源：wind，国盛证券研究所

由于 RSI 指标的计算仅基于价格数据，而价格与成交量往往需要相互配合，因此我们还可以借助成交量的信息，对高频 RSI 因子做进一步改进。通常来讲，成交量越大，包含的信息量越丰富，因此在构建选股因子时，可以提高成交量较大部分对应的 RSI 指标的权重。基于上述想法，我们修改高频 RSI 因子的计算过程，得到最终的新因子：

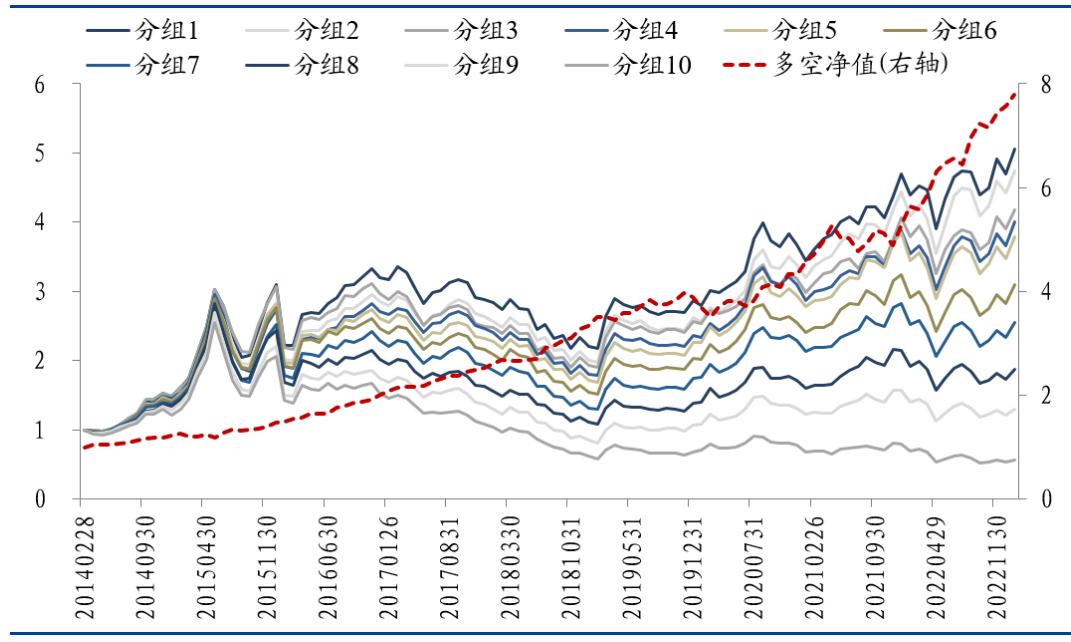
(1) 每个交易日，利用 1 分钟涨跌幅数据，计算个股当日的 $RSI = (\text{上涨分钟的平均涨跌幅}) / (\text{上涨分钟的平均涨跌幅} + \text{下跌分钟的平均涨跌幅的绝对值}) * 100$ 。

(2) 每月月底，每只股票回溯过去 20 个交易日，以每日换手率为权重、计算 20 日 RSI 的加权平均，再做横截面市值中性化处理，得到每只股票的成交量配合 RSI 因子。

回测期 2014/01/01-2023/01/31 内，成交量配合 RSI 因子的月度 IC 均值为 -0.054，RankIC 均值为 -0.086，年化 ICIR 为 -2.34，年化 RankICIR 为 -3.03。图表 8 展示了成交量配合 RSI 因子的 10 分组及多空对冲净值走势，图表 9 比较日频 RSI、高频 RSI、成交量配合 RSI 因子的各项绩效指标，图表 10 则汇报了成交量配合 RSI 因子各年度的表现情况。

整体来看，成交量配合 RSI 因子的效果可在高频 RSI 因子的基础上进一步提升，10 分组多空对冲的年化收益为 25.89%，年化波动为 11.46%，信息比率为 2.26，月度胜率为 77.57%，最大回撤为 11.86%。

图表 8：成交量配合 RSI 因子 10 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 9：日频 RSI、高频 RSI、成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空绩效对比

	日频 RSI	高频 RSI	成交量配合 RSI
IC 信息	月度 IC 均值	-0.026	-0.060
	年化 ICIR	-1.16	-2.14
	月度 RankIC 均值	-0.043	-0.089
	年化 RankICIR	-1.76	-2.74
10 分组多空对冲绩效指标	年化收益率	10.13%	25.38%
	年化波动率	11.49%	13.07%
	信息比率	0.88	1.94
	月度胜率	55.14%	75.70%
	最大回撤率	14.92%	11.86%

资料来源：wind, 国盛证券研究所

图表 10: 成交量配合 RSI 因子分年度表现

年份	年化收益率			分组 1 对冲分组 10 绩效指标			
	分组 1	分组 10	分组 1 对冲分组 10	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
2014	60.33%	25.93%	27.72%	8.44%	3.29	70.00%	0.87%
2015	107.26%	70.03%	17.50%	12.94%	1.35	66.67%	5.92%
2016	-3.58%	-25.75%	27.70%	8.11%	3.42	91.67%	2.11%
2017	-15.60%	-29.32%	19.09%	3.77%	5.07	91.67%	0.30%
2018	-22.96%	-42.55%	32.18%	8.93%	3.60	91.67%	1.61%
2019	33.52%	9.85%	20.28%	8.31%	2.44	66.67%	2.13%
2020	24.06%	13.27%	7.94%	12.66%	0.63	58.33%	9.29%
2021	27.26%	2.83%	21.27%	16.91%	1.26	58.33%	10.13%
2022	-3.85%	-32.89%	38.13%	11.20%	3.40	66.67%	1.76%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

四、其他重要讨论

4.1 纯净的成交量配合 RSI 因子

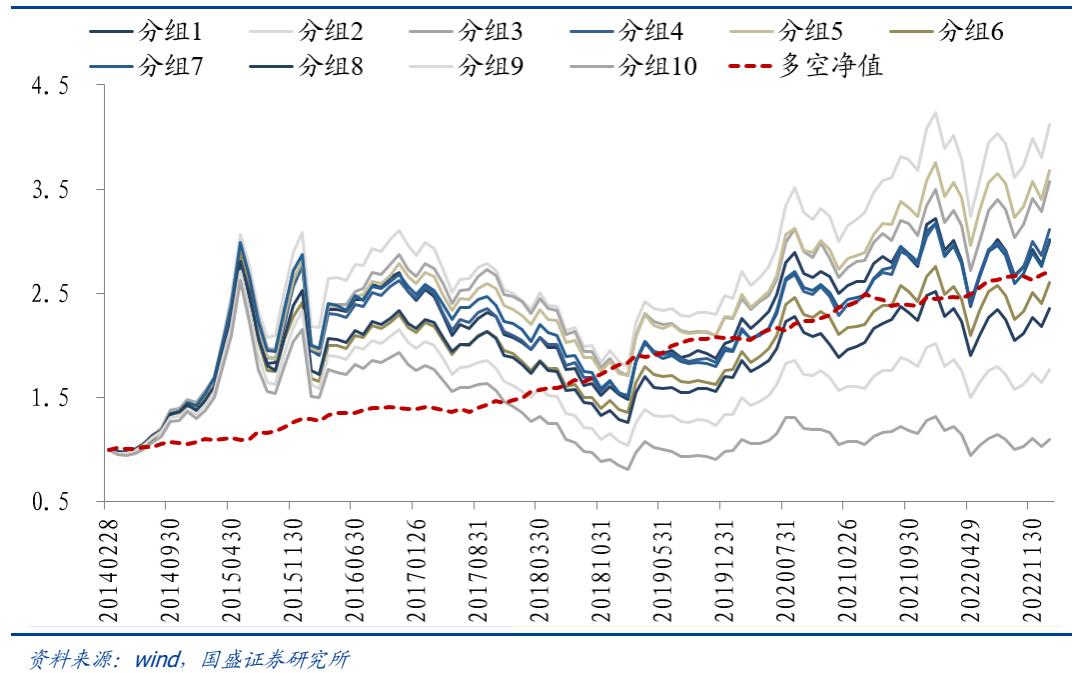
得到了选股效果不错的成交量配合 RSI 因子后，我们考察其与市场常用风格因子的相关性。图表 11 展示了成交量配合 RSI 因子与 10 个 Barra 风格因子的相关系数，可以看到，新因子与大部分常用因子相关系数的绝对值均小于 0.20，相关性较低。

图表 11: 成交量配合 RSI 因子与 Barra 风格因子相关系数

成交量配合 RSI 因子		成交量配合 RSI 因子	
Beta	0.0777	Size	0.0348
BooktoPrice	-0.1940	NonLinearSize	0.0342
EarningsYield	-0.1258	Momentum	0.0693
Growth	0.0290	Liquidity	0.2285
Leverage	-0.0733	ResidualVolatility	0.2225

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，我们每月月底将成交量配合 RSI 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 12 展示了纯净成交量配合 RSI 因子的 10 分组及多空对冲净值走势，图表 13 则汇报了其分年度的表现情况。剔除常用风格与行业后，纯净因子的年化 ICIR 仍可达到 -2.17，全市场 10 分组多空对冲的年化收益为 11.83%，信息比率为 2.12，月度胜率为 65.42%，最大回撤为 4.63%。

图表 12: 纯净成交量配合 RSI 因子 10 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 13: 纯净成交量配合 RSI 因子分年度表现

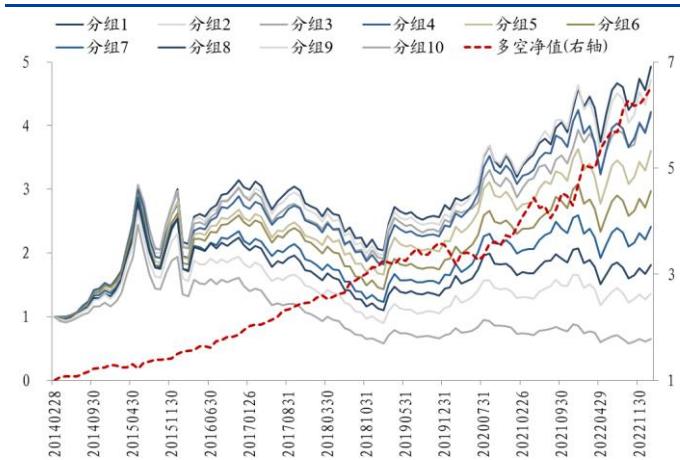
年份	年化收益率			分组 1 对冲分组 10 绩效指标			
	分组 1	分组 10	分组 1 对冲分组 10	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
2014	47.27%	36.36%	8.18%	4.27%	1.92	60.00%	1.86%
2015	101.51%	65.87%	20.92%	7.57%	2.76	75.00%	1.34%
2016	-9.58%	-15.44%	7.65%	5.22%	1.47	41.67%	1.49%
2017	-17.59%	-22.22%	6.25%	6.33%	0.99	50.00%	3.66%
2018	-26.11%	-40.17%	22.57%	4.83%	4.67	91.67%	1.47%
2019	32.02%	15.61%	14.50%	5.04%	2.88	75.00%	0.94%
2020	31.73%	18.62%	10.74%	4.99%	2.15	66.67%	1.51%
2021	20.94%	13.57%	6.39%	6.83%	0.94	50.00%	4.63%
2022	-13.92%	-21.57%	9.38%	4.22%	2.22	75.00%	1.56%

资料来源：wind, 国盛证券研究所

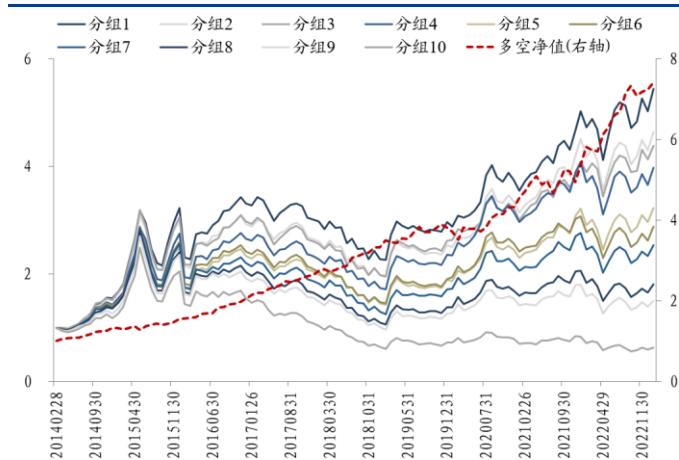
4.2 参数敏感性检验

前文测算了每月月底回看过去 20 个交易日的情况，本小节内容，我们改变回看天数为 40、60 个交易日，检验成交量配合 RSI 因子的选股效果。

图表 14、15 分别展示了在回看 40、60 个交易日的情况下，成交量配合 RSI 因子的 10 分组及多空对冲净值走势，图表 16 则汇报了它们的各项绩效指标。可以看到，在不同回看天数下，成交量配合 RSI 因子的选股效果相差不大，10 分组多空对冲的信息比率均在 2 以上，参数稳定性较高。

图表 14: 成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空净值 (40 日)


资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 15: 成交量配合 RSI 因子 10 分组及多空净值 (60 日)


资料来源: wind, 国盛证券研究所

图表 16: 不同回看天数下成交量配合 RSI 因子的 IC 及多空绩效

	回看 20 日	回看 40 日	回看 60 日	
IC 信息	月度 IC 均值	-0.054	-0.052	-0.051
	年化 ICIR	-2.34	-1.97	-1.85
	月度 RankIC 均值	-0.086	-0.086	-0.085
	年化 RankICIR	-3.03	-2.95	-2.89
10 分组多空对冲绩效指标	年化收益率	25.89%	22.24%	23.24%
	年化波动率	11.46%	11.05%	11.18%
	信息比率	2.26	2.01	2.08
	月度胜率	77.57%	76.64%	74.77%
	最大回撤率	11.86%	10.89%	10.42%

资料来源: wind, 国盛证券研究所

4.3 其他样本空间的表现

本小节内容检验成交量配合 RSI 因子在不同样本空间的表现。以回看 20 日为例，图表 17 展示了成交量配合 RSI 因子在沪深 300、中证 500、中证 1000、国证 2000 成分股中的选股效果。技术指标类因子一般在小市值股票池中效果更佳，成交量配合 RSI 因子也不例外，在中证 1000、国证 2000 成分股中的绩效指标更为亮眼，10 分组多空对冲的信息比率分别为 1.73、2.23。

图表 17：不同样本空间 10 分组多空对冲绩效指标

		年化收益率	年化波动率	信息比率	月度胜率	最大回撤率
沪深 300	日频 RSI 因子	3.23%	16.24%	0.20	52.34%	35.97%
	高频 RSI 因子	8.86%	14.82%	0.60	58.88%	29.95%
	成交量配合 RSI 因子	6.58%	12.26%	0.54	57.01%	25.61%
中证 500	日频 RSI 因子	1.06%	12.30%	0.09	49.53%	40.46%
	高频 RSI 因子	6.91%	11.90%	0.58	60.75%	21.52%
	成交量配合 RSI 因子	8.98%	11.40%	0.79	61.68%	20.10%
中证 1000	日频 RSI 因子	7.78%	12.34%	0.63	54.55%	12.48%
	高频 RSI 因子	21.81%	14.35%	1.52	71.72%	17.44%
	成交量配合 RSI 因子	22.38%	12.93%	1.73	71.72%	17.52%
国证 2000	日频 RSI 因子	10.64%	12.05%	0.88	57.55%	16.54%
	高频 RSI 因子	28.08%	14.46%	1.94	70.75%	15.70%
	成交量配合 RSI 因子	26.08%	11.70%	2.23	75.47%	15.85%

资料来源：wind，国盛证券研究所

五、总结

本文为“量价淘金”选股因子系列研究的第三篇报告，着重讨论了如何利用 RSI 技术指标构建有效的选股因子。

首先，我们简单回顾了 RSI 指标在择时上的应用。在时序择时上，RSI 指标出现极端值，往往被用作反转信号，衡量过度交易的程度，大致呈现 3 个特点：(1)在单边大幅上涨、下跌行情中，效果更佳；(2)对顶点的判断往往较早，但在大幅上涨行情中，RSI 指标首次出现极端值后，会反复触及、提示风险；(3)非震荡市中，对底部的判断，具有一定同步性。

随后，我们参考 RSI 指标的计算公式，构建横截面上的选股因子。我们先利用日频涨跌幅数据进行初步试探，发现选股效果一般；然后我们提高数据频率，基于分钟涨跌幅构造高频 RSI 因子，10 分组多空对冲的信息比率已接近 2；最后加上成交量的信息，对每日 RSI 指标进行加权，得到成交量配合下的 RSI 因子，选股效果得到进一步提升，10 分组多空对冲的年化收益为 25.89%，信息比率为 2.26，且在剔除了常用风格和行业的影响后，纯净因子的年化 ICIR 达到 -2.17，仍然具备有效的选股能力。

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提供。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

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

因子“提纯”在转债投资中的应用

华泰研究

2023年7月11日 | 中国内地

深度研究

核心观点

因子投资是一种能有效获得超额收益的量化方法，该因子投资方法的基础就是对因子的“提纯”，即因子中性化。考虑到转债市场历史数据量不大，且还有诸多衍生指标的干扰，我们认为对转债因子的中性化非常必要，且在细节上也值得深入探讨。在本专题中，我们先基于转债平价对转债平价溢价率进行了中性化，再依次加入正股、评级以及高阶项等做改进，最终发现：1) 中性化后的平价溢价率是很有成效的单因子方法，但并不是绝对单调，通常第9组表现最佳；2) 正股对该策略改进有限，但评级、余额、剩余期限、以及高阶项、交叉项等改进明显；3) 该因子IC还有优化空间。

因子中性化：回测结果有效、稳定且能对抗风格

量化选股中，通常用信号、因子等选股方式。传统信号选股优势在于指标简单且操作较少，但单一信号往往难以有力地解释市场，而多信号又存在相关、过拟合等问题。因子选股数据处理步骤相对复杂，需要进行中性化、标准化、剔除异常值等操作，但回测结果更为有效、稳定、并且能较好地对抗风格。因子中性化即是对因子“信息提纯”，核心在剔除目标因子中其他隐含因子的影响。中性化目的：1、避免无效的输入、输出；2、因子中性化后才能对抗风格；3、增加策略的稳定性，避免目标资产种类及数量的快速变动；4、部分因子中性化后才有运用价值，譬如平价溢价率；

因子中性化在转债中的运用：中性化平价溢价率

理论上，因子中性化对与转债策略更为有效：1、转债有其特质因子（绝对价格、隐含波动率、平价溢价率等）；2、转债行业分布更集中，余额、正股市值差异明显；3、转债个券数量不多，信号选股更易出现波动；4、转债平价溢价率是最需要中性化处理的因子。转债的平价溢价率是较为直观的估值指标，但需要结合平价才能完全地表达估值。我们将平价溢价率进行平价中性化，得到中性化平价溢价率能很好地表现个券以及市场估值。

因子中性化实践：中性化平价溢价率是有效的估值指标

中性化实践中，我们对平价溢价率指标进行多次优化，发现中性化平价溢价率是有效的估值指标：1、基础策略（平价中性）。回测收益较高，且夏普比率不低，已经能较好表达估值；2、正股数据优化。正股数据对回测组合促进较小，不能改善因子；3、转债数据优化。回测改进效果明显，夏普比率、收益率均有提升；4、高阶项优化。夏普比率、收益率等数据再度提升；5、基于高阶项的交叉项优化。夏普比率改进，但收益率略微下滑。

中性化平价溢价率是有效的量化思路，但因子IC值仍不高且未能绝对单调
从实战基础策略及四种改进中，我们的主要结论有：1、平价溢价率（平价中性）是较为有效的转债量化思路，能更好地表达估值状况、提升单因子回测收益；2、但正股的市值、风格因子对于转债估值改进有限；3、而转债数据能有效改进中性化平价溢价率因子；4、加入转债数据的高阶项、交叉项，能进一步优化中性化平价溢价率因子；5、但多种改进的单因子回测效果也未能绝对单调：估值最低（10组）往往不是表现最好的，一般而言第9组效果最好。当然，转债数据量不足、特征向量过多、单因子并不能很好解释市场等因素，使得中性化平价溢价率因子的IC值仍不高。

风险提示：历史数据不一定适用于未来；转债市场环境等变化使得平价溢价率因子失效；量化模型选择个券不构成投资建议。

研究员 SAC No. S0570521010002 SFC No. AMB145	殷超 yinchao014790@htsc.com +(86) 10 6321 1166
研究员 SAC No. S0570518110002 SFC No. AMB145	张继强 zhangjiqiang@htsc.com +(86) 10 6321 1166
联系人 SAC No. S0570122070155	方翔宇 fangxiangyu@htsc.com +(86) 10 6321 1166



正文目录

因子中性化：量化投资中最常用的方法	3
为何不直接使用传统指标（信号选股）？	3
实战中，量化投资多围绕“因子增强”开发策略	4
“此因子非彼因子”：因子中性化是对因子进行“提纯”的过程	5
为何一定要进行因子中性化？——真实的量化往往需要更多角度的检验	5
因子中性化在转债投资中的应用	6
基础：使用转债平价对平价溢价率进行中性	8
改进 1：加入正股行业及市值	10
改进 2：加入转债余额、评级、剩余期限	12
改进 3：加入高阶项	14
改进 4：加入交叉项	15
对转债因子中性化方法的总结	17
风险提示	20

因子中性化：量化投资中最常用的方法

什么是“因子”？简单来说，就是可以解释资产变化的特征/因素，当然一般用某种指标作为数量表达。比如在 CAPM 模型中，股票超额收益率仅与市场风险因子有关，FAMA-French 表性的两个因子为市值因子（公司账面价值）以及价值因子（市净率），通过不同股票的因子值，将股票分为大盘价值、大盘成长、中盘价值、中盘成长、小盘价值、小盘成长，得出因子对股票超额收益有不错的解释效果。市场中不仅有收益因子，还有部分因子能够解释股票的风险，譬如地缘风险因子、违约风险因子等。

图表1：经典论文及书籍中对因子的明确定义

年份	作者	定义	文章/来源
2020	石川, 刘洋溢, 连祥斌	一个因子描述了众多资产共同暴露的某种系统性风险, 该风险是资产收益率背后的驱动力, 因子收益率正是这种系统性风险的风险溢价或风险补偿, 它是这些资产的共性收益。	《因子投资：方法与实践》
2017	Andrew Ang	因子其实也是一种风险, 作为风险的承担者我们需要额外的补偿, 这些补偿就是我们投资资产获得的收益。在更多的情况下, 因子也是一种投资组合, 业界的因子既有基于基本面的宏观因子, 也有投资风格因子。	《Asset Management: A Systematic Approach to Factor Investing》
2016	Andrew L. Berkin and Larry E. Swedroe	因子是广泛的股票和证券所共有的一组属性, 它们既能解释业绩又能提供溢价(高于市场回报)。	《Your Complete Guide to Factor-Based Investing》
2016	Zura Kakushadze	因子是数学表达式、计算机代码和配置参数的组合, 继而与历史数据结合, 对各种金融工具的未来走势进行预测。	《101 Formulaic Alphas》
1976	Stephen Ross	各种因子的函数可以建模成金融资产的预期收益, 且这些因子的数量和性质可能会随着时间的推移而变化, 并在不同的市场上有所不同。	《The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing》

资料来源：华泰研究

为何不直接使用传统指标（信号选股）？

单一信号往往难以有力地解释市场。对于传统信号选股来说, 仅使用单一信号与收益率/风险相关性明显不足, 并不能很好地解释市场的收益/风险。当前市场有众多投资者参与博弈, 影响收益率的实际因素较多, 仅使用单一信号与收益率/风险的相关性明显不足, 故投资者一般通过多个信号之间的组合来选择股票。

而多信号选股回测数据更为合理, 但仍存在共线性、过拟合等问题。多信号选股通常能得到一个不错的回测收益, 但实战效果通常不佳, 最主要的原因在: 1、多个信号之间存在相关性, 回测数据虽然不错, 但实际上并未获取个股真实的 α ; 2、信号过多, 容易产生过拟合。通过大量的信号的策略回测收益往往不错, 但大多都是因为过拟合得到的。类似于神经网络拟合了一条收益与特征的完美曲线, 但局限于测试数据, 一旦放入实盘之中就会发现曲线的解释能力明显不足; 3、没有理论支撑的信号选择, 可能仅仅是偶然性。通过多个信号的组合得到了不错的回测曲线, 但现实中或许信号并没有意义, 仅为偶然性因素导致。

因此, 学界及量化投资的实践者们通常会使用因子选股的方法来解决上述问题。因子选股至少能有效地解决三个问题:

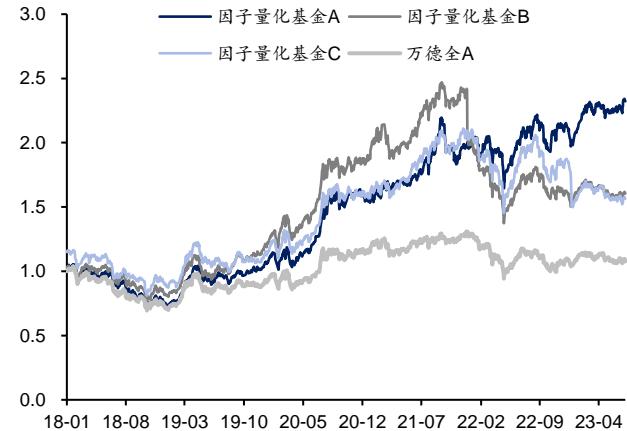
- 1、中性化通过多个因子的结合, 获取更有效的 α , 同时能够剔除相关性;
- 2、大量因子的实盘回测叠加多种有效性检测, 避免了偶然性因素;
- 3、基本面等因子有较多研究支撑, 为后续实盘提供理论基础。

图表2：某量化基金公告

基金的量化投资模型仅用于选股，而非用于进行高频交易。本基金采用量化模型选择投资标的后，基金经理通过交易平台（例如恒生 O32 系统）发送投资指令给交易部门，交易部门依据集中交易的原则发送委托指令给交易所，完成买入卖出操作。由于模型所选主要因子为具有经济意义且较为稳定的因素，对组合构建具有较为长期的指导意义，因此本基金组合一旦构建，调仓换仓的频率较低。

资料来源：Wind，华泰研究

图表3：部分表现优异的多因子模型基金



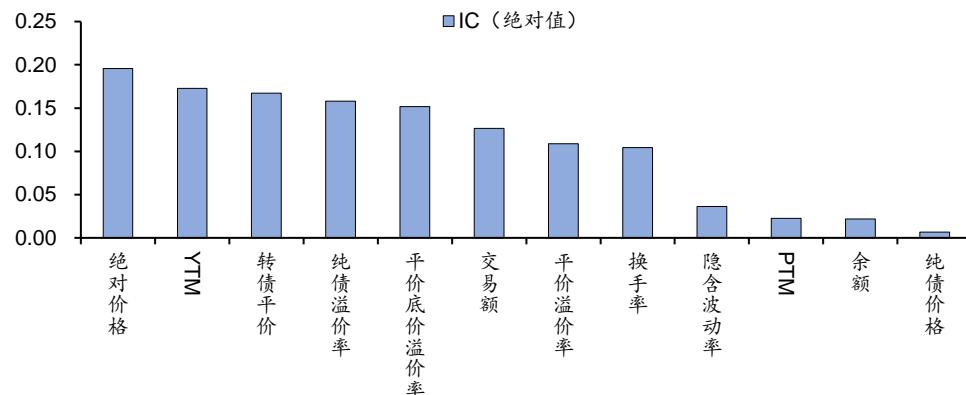
资料来源：Wind，华泰研究

实战中，量化投资多围绕“因子增强”开发策略

因子选股相较于信号选股法的优势在哪？因子选股更为有效、稳定，且能够解决信号选股的存在的问题。

第一、有效性：因子选股通过 IC、Rank IC 值确定因子的有效性；而信号选股仅通过历史收益判断信号的有效性，难以确定是否为偶然事件。信号选股一般个人投资者利用居多，他们通过总结自身投资经验得到买卖信号。但信号选股仅通过部分的历史数据就得出结论，难以证明其为偶发性因素。因子选股通常需要经过大量因子筛选→因子中性化→因子有效性验证 (IC、Rank IC)，无论从数据端还是验证端都明显好于信号选股，最后得出的因子有效性也明显优于信号选股；

图表4：原始转债因子的 IC



资料来源：Wind，华泰研究

第二、稳定性：因子通过中性化后，值相对稳定，选取股票相对稳定。而信号值，尤其是财务数据的信号值，变化通常较大，容易导致选取的股票变动过快以及选取股票的数量大幅变动。如果信号值选取的是公司财务数据，在季度之间的变化相对较大，而且大多信号值选取一般为绝对数指标，使得目标股票的数量变化过大。譬如选取净利润增速大于 50% 的股票，会使得不同季度目标股票完全不同、目标股票数量变化也较大，甚至在调仓期要全部更换仓位内股票，这显然是不符合实战的。而因子通过中性化后，整体变化相对稳定，且经过有效性验证的因子通常更具有稳定性，调仓期仅需要调整部分基本面/资金面发生变化的股票，从而使得整个策略更具有实战意义；

第三、对抗风格：信号选股容易选择出单一特征股票，而因子则可通过中性化等方式解决问题。信号选股最大的问题在于，通过单一类别信号，极易选择出同一风格的股票。譬如当利用 ROE 指标选择股票时，股票池中的价值风格明显居多；而当用净利润增速选择股票时，股票池中的成长风格明显居多。股票池中的单一风格股票过多的问题在于：1) 信

号选择可能只是刚好适用于当下风格，并不能确定信号的有效性；2) 当风格产生切换时，策略的回撤超出预期。对于因子选股而言，可能因子本身存在一定的风格特征。但我们通常清洗、处理因子时，会尽量剔除因子的风格特征（中性化），使其仅保留因子的 α 特征。进而策略能够更好的识别对应的个股，即使整体市场风格切换对策略整体的影响也相对可控。

“此因子非彼因子”：因子中性化是对因子进行“提纯”的过程

因子中性化是对因子“信息提纯”。股市中各指标之间相关性通常较高，譬如市盈率和市净率、ROE 和市值等。原始指标中大概率包含其他的因子信息：譬如通过 ROE 因子选择股票，股票池大盘价值股明显偏多；通过净利润增速选择股票，股票池小盘成长股明显较多。原始指标选股相对较为简单易操作，但难以避免风格、行业等风险暴露，使得回测数据看似亮眼，其实内含较高的风险敞口。为了筛选出更为“纯净”的 α 指标，让因子避免单一偏向/风险暴露，中性化是必要的指标预处理。

因子中性化核心是剔除目标因子中其他隐含因子的影响。中性化的核心是剔除目标因子中其他隐含因子的影响。当然，目标因子可能受到多个其他因子的影响，一般仅对影响最大因子进行处理。譬如，对于 ROE 因子而言，高 ROE 因子中隐含了价值风格因子、大盘风格因子等。故通过价值因子、市值因子中性化处理 ROE 因子，就可以获取到风险暴露较小的 ROE 因子。故我们在利用 ROE 因子选取股票时，需要对 ROE 因子中性化，即剔除其中隐含的其他因子。中性化的过程通常为，测试因子之间的相关性，再通过回归方程将隐含因子剔除。譬如对于 ROE 因子，将其与价值因子回归后得到的残差即与价值因子完全无关，但又保留了 ROE 中的 α 因素，能够更好的为我们筛选出特征因子。

为何一定要进行因子中性化？——真实的量化往往需要更多角度的检验

进行因子中性化主要是为了以下四点考虑：

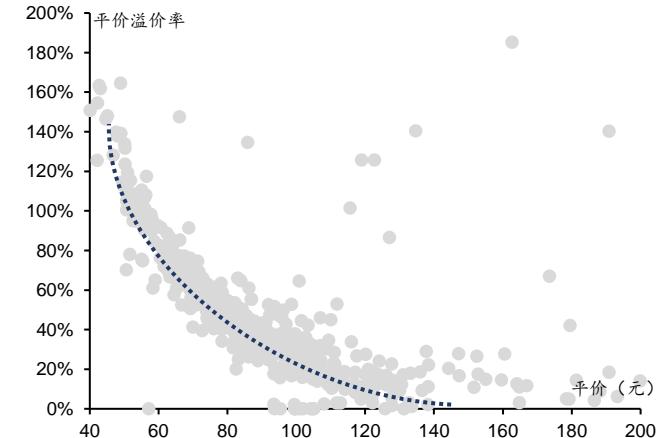
1、避免“garbage in、garbage out”。简单来说，未经处理的因子解释市场的能力较弱。从输入端看，未经中性化的原始因子中，隐含了其他噪声因子，使得输入端因子难以有效表达市场。譬如平价溢价率，其内部隐含平价因子，所以平价溢价率需要处理后才能表现转债市场估值。而从输出端看，利用原始因子或能得到较好的回测结果，IC 值、夏普比率、最大回撤等数据表现均不错。但我们并不能确定原始因子的有效性，也可能是原始因子蕴含的隐含因子产生的相关性，得出的结果对投资的指导意义偏弱。

2、对抗风格。我们前文提到，因子回测相较于信号选股能够更好的对抗风格，但前提是需要对因子进行中性化处理。原始的因子数据直接回测，仍存在风格单一、特征多头、行业集中等问题。中性化处理因子数据，通常会剔除市值、价值、行业等影响，选取的因子分布相对均衡，能够有效的避免单一风格/行业风险。当市场风格/行业切换，中性化策略相对较为稳定，指数通常不会有大幅的回撤，能够更好的面对各类市场环境。

3、增加策略的稳定性。部分原始因子值的时序数据波动相对较大，标准化的处理方式一般更适合处理横截面上的异常值数据。譬如净利润增速，单季度净利增速时序数据变动明显较大。若需要选取增速超过 30% 的个券，选取出的股票数量变动较大、个股调仓较为频繁、行业也会较为集中。而中性化后的净利增速因子，因子值变动通常不会大幅波动，更好的避免了风格单一、大幅调仓等问题，使得整体策略的稳定性得到提高。

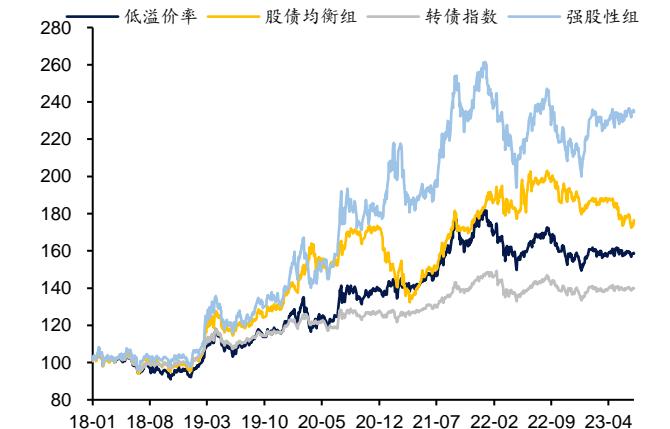
4、部分因子中性化后才有运用价值，譬如转债的平价溢价率。部分因子的原始值并不能解释当前市场/个股的一些因素，譬如转债的平价溢价率，单独看仅能大概了解转债的股性，只有与平价结合才能够表达市场/个券的估值。故通过平价溢价率进的平价中性化处理后，中性化后的平价溢价率就能较好的表达当前转债市场/个券的估值。

图表5：平价与平价溢价率关系



资料来源：Wind，华泰研究

图表6：简单的低平价溢价率策略回测



资料来源：Wind，华泰研究

总之，中性化是因子回测必要处理过程，能够让策略回测的结果更加有效、稳健以及可推演。

因子中性化在转债投资中的应用

理论上，转债量化策略比起正股更需要对因子进行中性化。原因有四点：

第一、转债进行因子回测时，不仅可以运用正股数据，并且转债还有其特质因子。转债特质因子绝对价格、估值（隐含波动率、溢价率等）等，可以实现有效单一策略，譬如低价策略、低估值策略。特质因子的存在，使得转债构建因子策略时拥有更多的选择，并且策略表现也相对较好。但策略同质化、低资质转债暴雷等影响，使得转债单一策略逐步失效，而通过因子中性化改进使得传统转债因子有更好的表现。

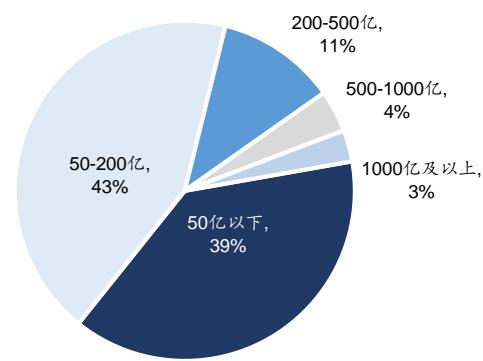
第二、转债行业分布更集中，余额、正股市值差异明显。转债仍是一个相对“年轻”的市场，行业分布集中度明显高于股市，其中仅是银行转债的余额占比就超过了30%。若我们选取的部分因子不进行行业、余额的中性化，很容易形成单一风格/行业，使得策略的风格暴露较高。并且各转债间的余额差距也较为明显，中小转债大多发行额不超过5亿，而银行转债则发行额大多在百亿级别。且中小转债对应的正股，通常是市值不足50亿的小市值风格股票，股市因子回测通常不将其纳入股票池。但转债特有的债股性，使得很多机构投资者对这部分转债仍有较大关注，转债回测当然也会将其纳入转债池。风格/行业、市值/余额、评级等明显差异，使得转债因子更需要中性化处理。

图表7：转债市场行业规模分布占比（截至7月7日）



资料来源：Wind，华泰研究

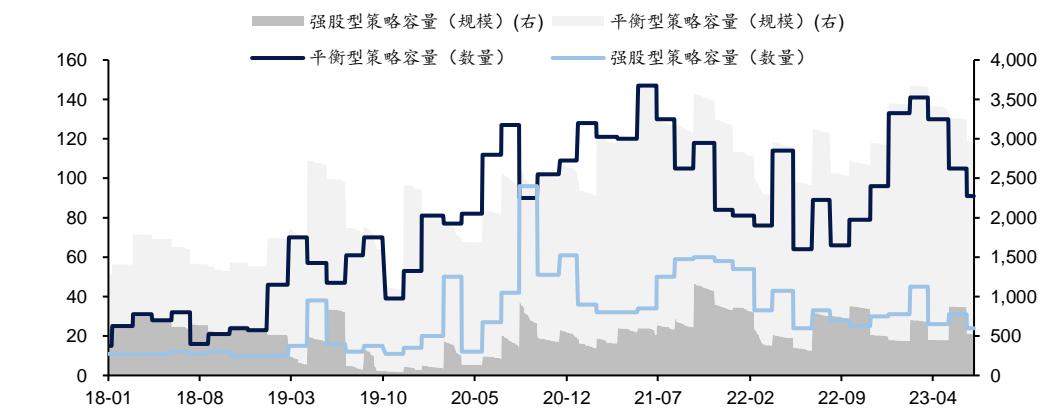
图表8：转债市场市值个数分布占比（截至7月7日）



资料来源：Wind，华泰研究

第三、转债信号选股更易出现波动（数量、个券）。转债市场从18年开始扩容，虽然数量增长较为迅速，但个券数量仍远不及股票市场。信号选股的方式极易使得个券数量变化较大，使得部分回测区间，转债标的的数量不足20只，影响转债回测数据的有效、真实、可推演性。并且转债相较于股市而言，涨跌幅限制较为宽松、交易机制为T+0，故部分转债的量价指标变动明显高于股市。若使用原始指标进行选股，个券池可能需要完全替换，并不符合实战操作。所以信号选股回测数据或较为优异，但对未来实盘操作的参考意义也较为有限。

图表9：强股型及平衡型转债策略个数



资料来源：Wind，华泰研究

第四、核心指标平价溢价率也是最需要中性化处理的因子。我们前文提到，平价溢价率只有经过平价中性化处理后，才能更好的表达估值。更重要的是，平价溢价率通过平价、行业、余额、剩余期限等中性化处理后，能精确表达转债市场估值，让我们能更好的了解转债市场趋势。

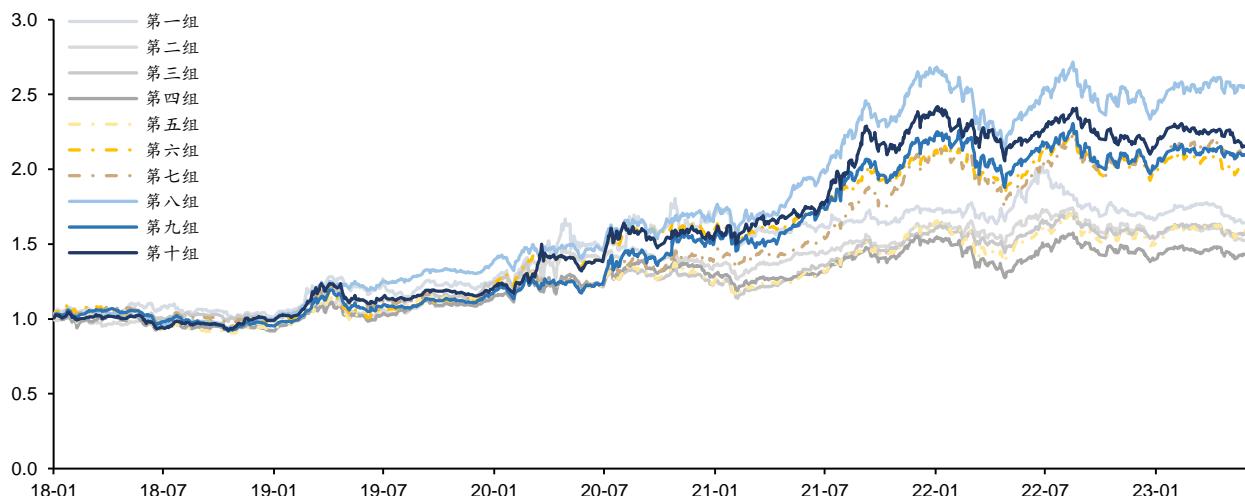
基础：使用转债平价对平价溢价率进行中性

平价溢价率需要与平价结合，理论上能更好地表达“转债估值”。转债溢价率是一个较为直观的估值指标，不仅能清晰的显示转债股性，也能较好表达转债后续的空间。但溢价率并不能单独的表达市场估值，譬如平价 100 元、平价溢价率 20% 的情景与平价 130 元，平价溢价率 20% 的情景，估值明显不同。所以我们需要结合平价去跟踪平价溢价率指标，而更直接的办法是平价、平价溢价率综合成单一的估值指标。

将平价溢价率进行平价中性化，得到新因子能更好地表达转债估值。我们利用因子处理中的中性化方法，将平价溢价率与平价构建回归方程，得到的残差即为中性化平价溢价率。中性化平价溢价率因子与平价正交，且最大程度保留了原始指标中的估值参数，能够较好的表现个券、市场的当前估值。

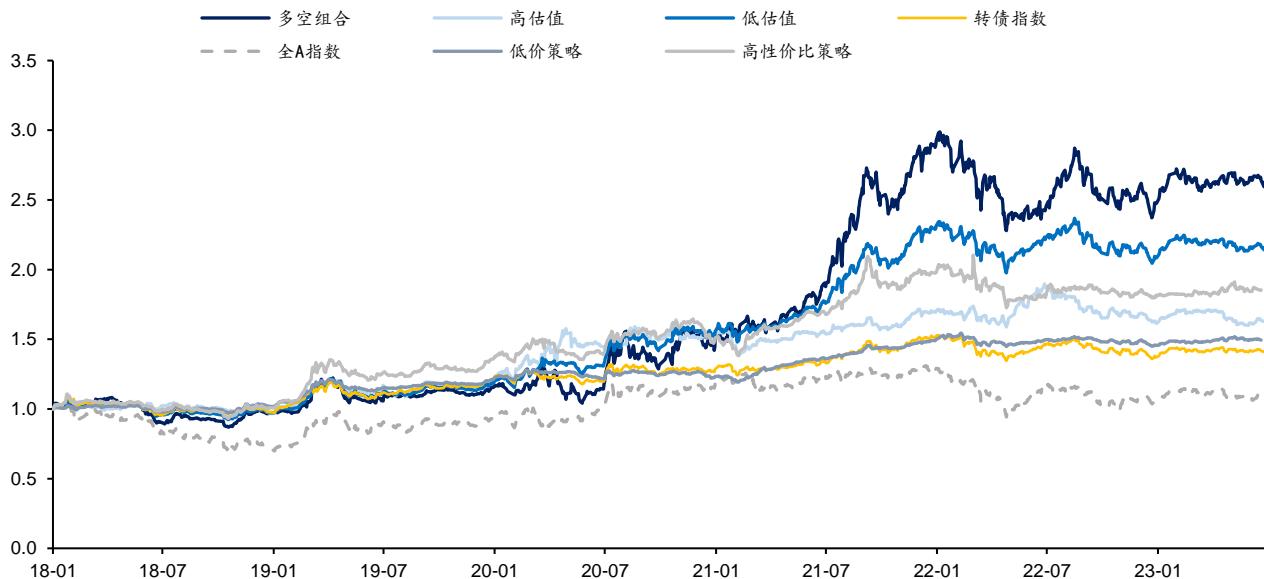
中性化平价溢价率（平价中性）单因子回测收益较高，且夏普比率不低。 中性化平价溢价率（平价中性）因子分组数据整体单调，低估值分组回测明显好于高估值，这也符合日常操作经验以及转债基础理论。我们通过中性化平价溢价率（平价中性）因子构建单因子回测策略，共构建了三种策略组合：1、选取后 20% 分位数个券构建低估值组合；2、选取前 20% 分位数个券构建高估值组合；3、构建多头为后 20% 分位数个券、空头为前 20% 分位数个券的多空组合。调仓频率月度调仓，回测区间 2018 年 1 月 1 日-2023 年 6 月 1 日。我们可以发现，中性化平价溢价率（平价中性）构建的低估值策略组合回测收益明显高于转债指数以及全 A 指数，并且优于传统的低价策略、高性价比策略，夏普比率同样处于前列。

图表10：中性化平价溢价率（平价中性）分组情况



资料来源：Wind，华泰研究

图表11：中性化平价溢价率（平价中性）单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表12：中性化平价溢价率（平价中性）单因子回测收益表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值_平价中性	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
高估值_平价中性	9.38%	13.57%	-3.32%	25.06%	26.40%	11.57%	-5.35%	-15.73%	0.75	-0.60	-0.05
多空组合_平价中性	19.41%	22.52%	-2.52%	19.11%	28.92%	95.76%	-15.45%	-23.70%	0.92	-0.82	
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	
全 A 指数	1.41%	20.06%	-29.15%	33.02%	25.62%	9.17%	-18.66%	-33.17%	0.17	-0.04	
低价策略	7.60%	5.71%	1.84%	19.55%	1.44%	21.59%	-2.96%	-6.87%	1.35	-1.11	
高性价比策略	11.95%	13.39%	1.00%	35.25%	10.58%	31.07%	-8.14%	-17.94%	0.94	-0.67	

资料来源：Wind, 华泰研究

图表13：中性化平价溢价率（平价中性）择券表格

多空组合策略	18年优势券	18年剔除券	19年优势券	19年剔除券	20年优势券	20年剔除券	21年优势券	21年剔除券	22年优势券	22年剔除券
代码	132009.SH	128012.SZ	128040.SZ	113507.SH	123043.SZ	123032.SZ	113526.SH	127008.SZ	128139.SZ	113646.SH
名称	17 中油 EB	辉丰转债	华通转债	天马转债	正元转债	万里转债	联泰转债	特发转债	祥鑫转债	永吉转债
代码	132012.SH	132005.SH	128038.SZ	128036.SZ	113580.SH	123043.SZ	123102.SZ	123013.SZ	128040.SZ	113526.SH
名称	17 巨化 EB	15 国资 EB	利欧转债	金农转债	康隆转债	正元转债	华自转债	横河转债	华通转债	联泰转债
代码	128015.SZ	110038.SH	128036.SZ	113503.SH	123034.SZ	123012.SZ	123086.SZ	123043.SZ	110052.SH	123143.SZ
名称	久其转债	济川转债	金农转债	泰晶转债	通光转债	万顺转债	海兰转债	正元转债	贵广转债	胜蓝转债
代码	128039.SZ	127003.SZ	113514.SH	132010.SH	128091.SZ	123036.SZ	128085.SZ	128052.SZ	123123.SZ	123027.SZ
名称	三力转债	海印转债	威帝转债	17 桐昆 EB	新天转债	先导转债	鸿达转债	凯龙转债	江丰转债	蓝晓转债
代码	128043.SZ	128027.SZ	113521.SH	128062.SZ	113581.SH	128079.SZ	128128.SZ	123030.SZ	128022.SZ	123042.SZ
名称	东音转债	崇达转债	科森转债	亚药转债	龙蟠转债	英联转债	齐翔转 2	九洲转债	众信转债	银河转债

注：优势券为目标年份收益贡献前列个券，剔除个券为为目标年份收益负值的未入选个券

来源：Wind, 华泰研究

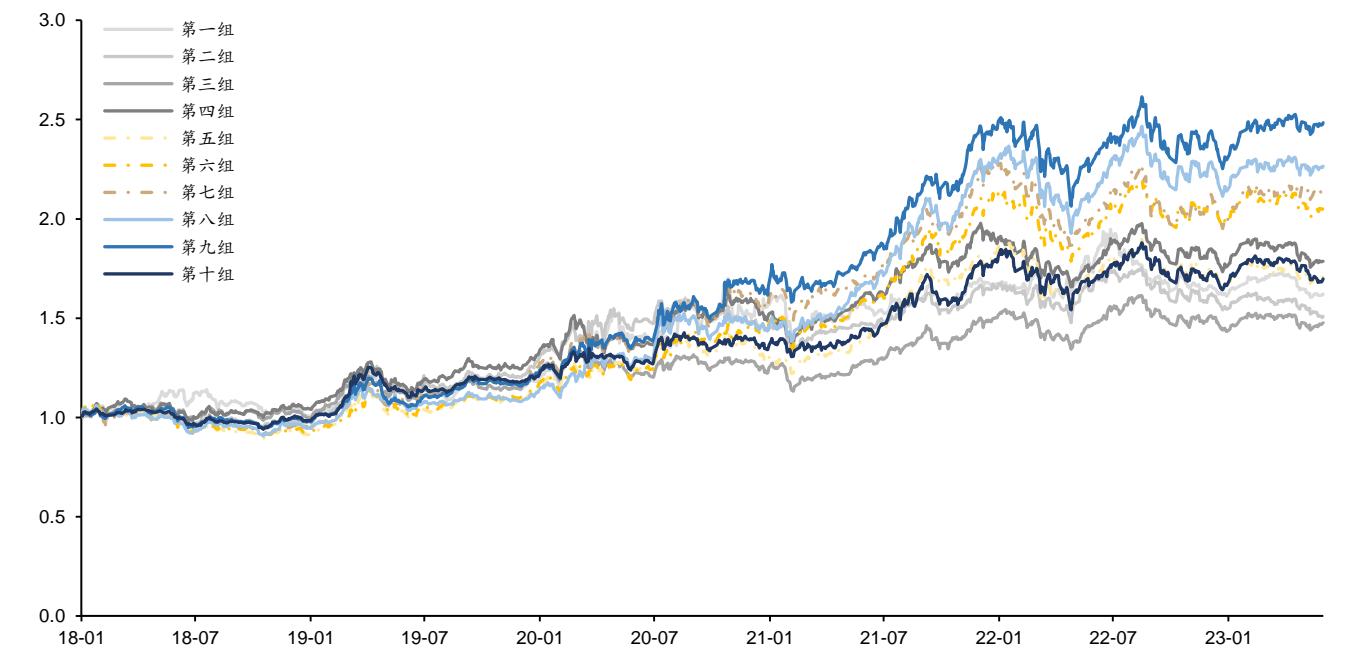
总的来说，中性化平价溢价率（平价）能较好的表达估值，且拥有一定的选股能力。中性化平价溢价率（平价）单因子回测中，分组数据较明显分层，且组别间差距较大。低估值单组回测中，构建的组合年化收益、最大回撤、夏普比率等多种评价数据均较为不错，相较于低价策略表现明显，已经能较好地表达估值。从回测组合贡献度来看，中性化平价溢价率（平价）因子拥有一定的选股能力。

改进 1：加入正股行业及市值

加入正股数据，构建改进后的中性化平价溢价率（平价+正股）。从之前研究来看，正股的行业/风格因子、市值因子均会有明显超额收益。我们将正股的行业特征、市值特征加入原始回归方程，构建出新的中性化溢价率（平价+正股）因子。我们从回测数据发现，行业因子分为上游资源、中游制造、下游消费、TMT、大金融五类回测效果明显较好，市值因子选用的数据为对数正股市值。将平价溢价率与平价、行业（虚拟变量）、市值构建回归方程，得到的残差即为中性化平价溢价率（平价+正股）。

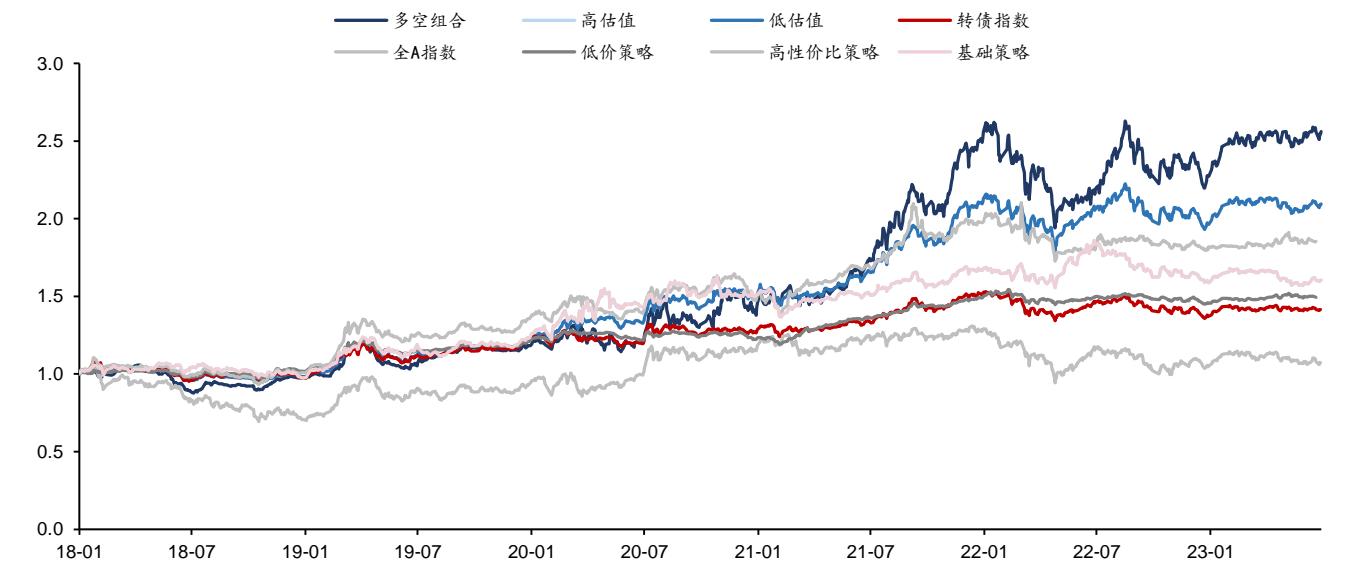
中性化平价溢价率（平价+正股）单因子回测，夏普比率略有上行，但回报水平并未提升。加入正股数据后，单因子分组数据中明显出现了杂乱数据，单调性不如基础策略，但整体仍为单调的。与基础策略构建方式一致，我们同样选取后 20% 分位数为多头、前 20% 分位数为空头，构建了三种策略。从回测数据来看，中性化平价溢价率（平价+正股）构建的低估值策略组合回测收益并未明显改进，夏普比率略有上行，但收益率并未上升。

图表14：中性化平价溢价率（平价+正股）分组情况



资料来源：Wind, 华泰研究

图表15：中性化平价溢价率（平价+正股）单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表16：中性化平价溢价率（平价+正股）单因子回测表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值_平价+正股	14.48%	12.85%	-1.83%	24.28%	24.28%	40.52%	-7.83%	-17.12%	1.14	-0.75	0.03
低估值_平价中性（基础）	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
高估值_平价+正股	9.02%	13.39%	-2.41%	27.47%	21.55%	11.09%	-5.45%	-16.20%	0.72	-0.83	-0.03
多空组合_平价+正股	18.74%	20.11%	-1.78%	20.41%	23.09%	75.80%	-11.15%	-25.89%	0.98	-0.78	
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	
全A指数	1.41%	20.06%	-29.15%	33.02%	25.62%	9.17%	-18.66%	-33.17%	0.17	-0.04	
低价策略	7.60%	5.71%	1.84%	19.55%	1.44%	21.59%	-2.96%	-6.87%	1.35	-1.11	
高性价比策略	11.95%	13.39%	1.00%	35.25%	10.58%	31.07%	-8.14%	-17.94%	0.94	-0.67	

资料来源：Wind, 华泰研究

图表17：中性化平价溢价率（平价+正股）单因子择券表格

多空组合策略	18年优势券	18年剔除券	19年优势券	19年剔除券	20年优势券	20年剔除券	21年优势券	21年剔除券	22年优势券	22年剔除券
代码	128025.SZ	113011.SH	113503.SH	127008.SZ	123043.SZ	123029.SZ	113016.SH	123042.SZ	128139.SZ	113548.SH
名称	特一转债	光大转债	泰晶转债	特发转债	正元转债	英科转债	小康转债	银河转债	祥鑫转债	石英转债
代码	128019.SZ	123005.SZ	123001.SZ	123008.SZ	113509.SH	123013.SZ	123086.SZ	113576.SH	110052.SH	123134.SZ
名称	久立转2	万信转债	蓝标转债	康泰转债	新泉转债	横河转债	海兰转债	起步转债	贵广转债	卡倍转债
代码	123015.SZ	113013.SH	128040.SZ	128052.SZ	123013.SZ	113555.SH	128050.SZ	113027.SH	128040.SZ	123013.SZ
名称	蓝盾转债	国君转债	华通转债	凯龙转债	横河转债	振德转债	钧达转债	华钰转债	华通转债	横河转债
代码	128039.SZ	123008.SZ	123014.SZ	113011.SH	128028.SZ	128052.SZ	128085.SZ	128100.SZ	127038.SZ	123135.SZ
名称	三力转债	康泰转债	凯发转债	光大转债	赣锋转债	凯龙转债	鸿达转债	搜特转债	国微转债	泰林转债
代码	113503.SH	110039.SH	128038.SZ	110032.SH	128073.SZ	128041.SZ	113550.SH	128062.SZ	128022.SZ	128111.SZ
名称	泰晶转债	宝信转债	利欧转债	三一转债	哈尔转债	盛路转债	常汽转债	亚药转债	众信转债	中矿转债

注：优势券为目标年份收益贡献前列个券，剔除券为目标年份收益负值的未入选个券

资料来源：Wind, 华泰研究

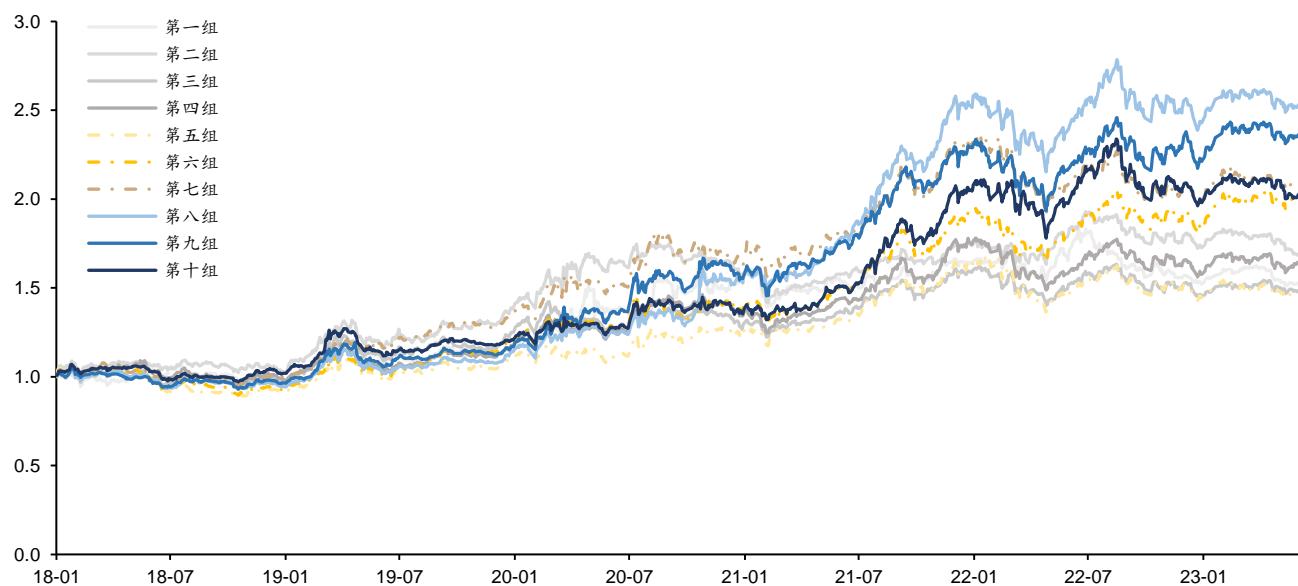
从回测数据来看，正股数据对回测组合促进较小，并不能改善转债估值因子。从分组数据、单因子回测数据来看，正股数据对于估值单因子的改善较为有限，这点与股票量化有较大差别。我们认为可能的原因在：1、转债估值更多受到转债市场的影响，市值数据影响可能小于转债余额；2、风格方面，转债估值更多可能受到评级等影响，而不是正股的行业；3、转债市场存续时间相对较短，仅能做18年以来的回测组合，而短期的对抗风格的收益并不显著。当然，其他的正股数据或能使得转债估值因子有所改善，但最核心的市值、风格因子对于估值的改进并不明显。

改进 2：加入转债余额、评级、剩余期限

基础策略中加入转债数据，构建改进后的中性化平价溢价率（平价+转债）。转债可以简单理解为债券+看涨期权，而从 B-S 公式中，我们得知期权价格与利率、剩余期限等相关。我们将评级、转债剩余期限以及转债余额加入原始回归方程，构建改进的中性化溢价率（平价+转债）因子。其中，经过多次回测数据，我们发现评级数据分为 AA+以上、AA 以及 AA-、A+及以下三类回测收益明显较好，余额因子选用的数据为对数转债余额，剩余期限因子即为转债到期时间（年）。将平价溢价率与平价、评级（虚拟变量）、余额、剩余期限构建回归方程，得到的残差即为中性化平价溢价率（平价+转债）。

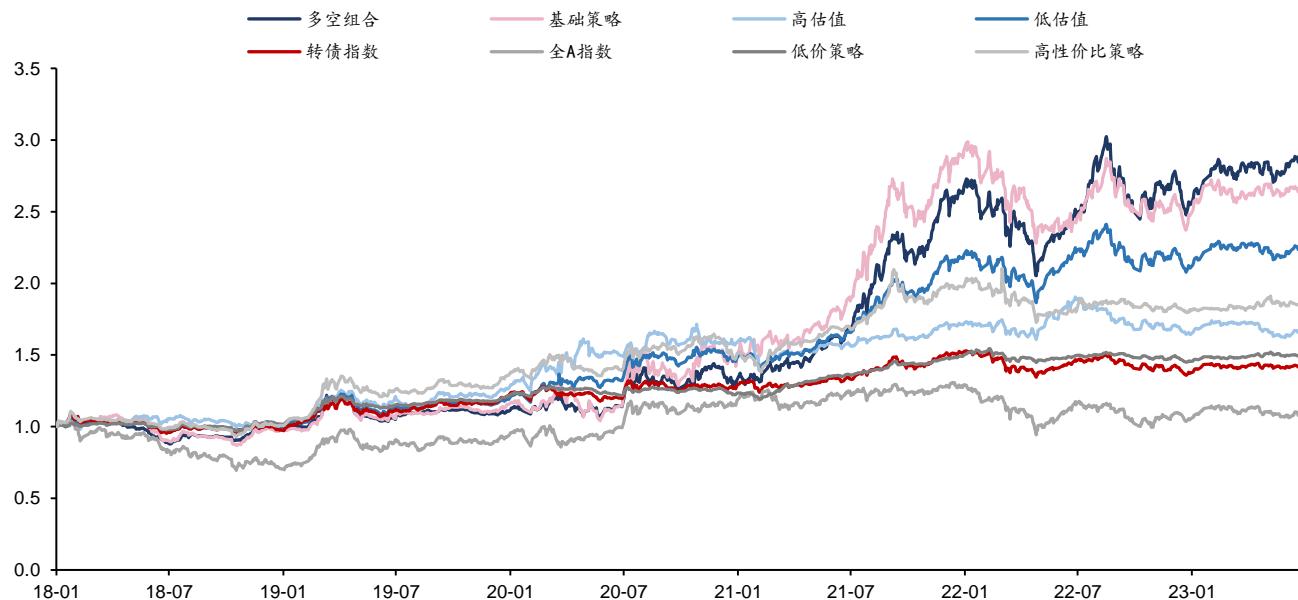
中性化平价溢价率（平价+转债）单因子回测，改进效果明显，夏普比率、收益率均有提升。将转债数据加入回归后，单因子分组数据虽未完全单调，但整体单调性较基础策略提升，高低估值分层显著且差距变大。中性化平价溢价率（平价+转债）单因子回测构建与前文类似，可以看出组合回测数据改善明显。从低估值策略来看，年化收益超 15%，且夏普比率已经接近纯低价策略，最大回撤低于高性价比策略，各项数据均有改进。且多空组合较基础策略也有明显提升。

图表18：中性化平价溢价率（平价+转债）分组情况



资料来源：Wind, 华泰研究

图表19：中性化平价溢价率（平价+转债）单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表20：中性化平价溢价率（平价+转债）单因子回测表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值_平价+转债	15.85%	13.10%	-0.64%	20.51%	23.54%	48.70%	-4.28%	-16.28%	1.21	-0.97	0.03
低估值_平价中性（基础）	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
高估值_平价+转债	9.67%	13.17%	-0.79%	28.57%	24.50%	8.44%	-4.66%	-17.26%	0.77	-0.56	-0.03
多空组合_平价+转债	21.07%	19.83%	-1.01%	12.19%	19.46%	101.65%	-4.75%	-24.79%	1.09	-0.85	
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	
全A指数	1.41%	20.06%	-29.15%	33.02%	25.62%	9.17%	-18.66%	-33.17%	0.17	-0.04	
低价策略	7.60%	5.71%	1.84%	19.55%	1.44%	21.59%	-2.96%	-6.87%	1.35	-1.11	
高性价比策略	11.95%	13.39%	1.00%	35.25%	10.58%	31.07%	-8.14%	-17.94%	0.94	-0.67	

资料来源：Wind, 华泰研究

图表21：中性化平价溢价率（平价+转债）单因子择券表格

多空组合策略	18年优势券	18年剔除券	19年优势券	19年剔除券	20年优势券	20年剔除券	21年优势券	21年剔除券	22年优势券	22年剔除券
代码	123005.SZ	113009.SH	127008.SZ	113507.SH	123013.SZ	128085.SZ	123028.SZ	123068.SZ	118006.SH	113646.SH
名称	万信转债	广汽转债	特发转债	天马转债	横河转债	鸿达转债	清水转债	弘信转债	阿拉转债	永吉转债
代码	128022.SZ	113015.SH	128038.SZ	128062.SZ	123029.SZ	110058.SH	123027.SZ	128065.SZ	127048.SZ	123103.SZ
名称	众信转债	隆基转债	利欧转债	亚药转债	英科转债	永鼎转债	蓝晓转债	雅化转债	中大转债	震安转债
代码	123008.SZ	113017.SH	128040.SZ	113012.SH	123015.SZ	113576.SH	123047.SZ	127008.SZ	123118.SZ	118002.SH
名称	康泰转债	吉视转债	华通转债	骆驼转债	蓝盾转债	起步转债	久吾转债	特发转债	惠城转债	天合转债
代码	132010.SH	123009.SZ	123001.SZ	113016.SH	123014.SZ	123009.SZ	113526.SH	113564.SH	123092.SZ	128085.SZ
名称	17桐昆EB	星源转债	蓝标转债	小康转债	凯发转债	星源转债	联泰转债	天目转债	天壕转债	鸿达转债
代码	110039.SH	128036.SZ	123015.SZ	123007.SZ	113555.SH	123043.SZ	113016.SH	128052.SZ	123057.SZ	128046.SZ
名称	宝信转债	金农转债	蓝盾转债	道氏转债	振德转债	正元转债	小康转债	凯龙转债	美联转债	利尔转债

注：优势券为目标年份收益贡献前列个券，剔除券为目标年份收益负值的未入选个券

资料来源：Wind, 华泰研究

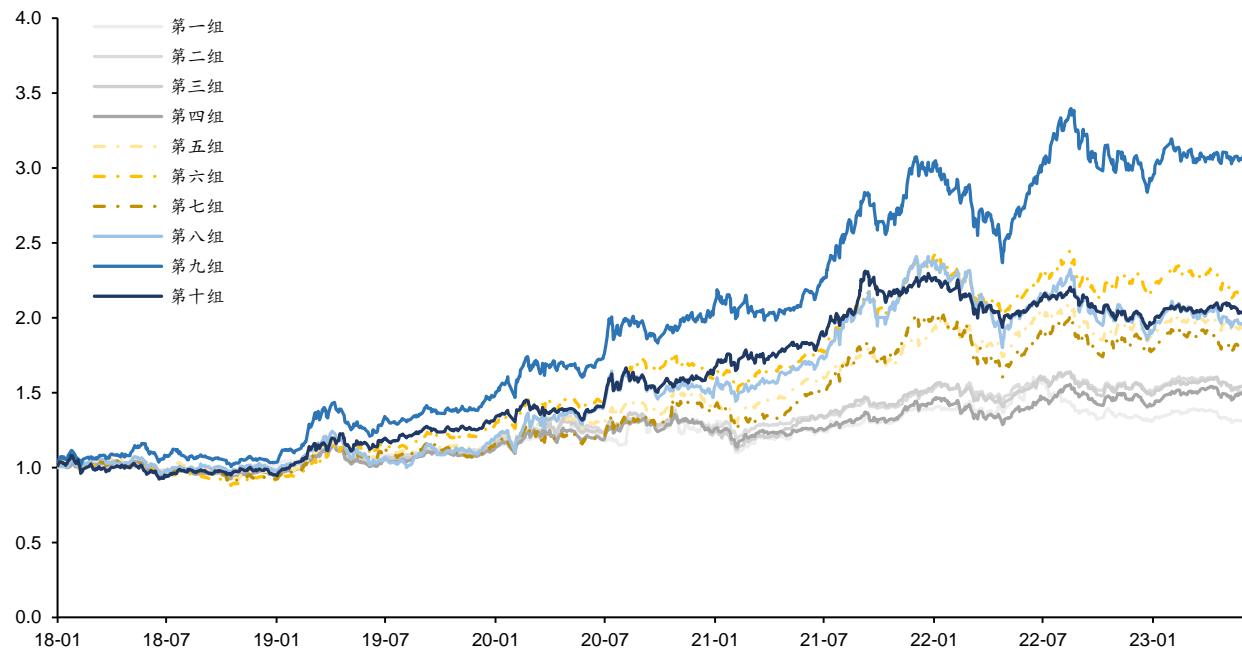
总体而言，转债数据对估值因子改进明显，我们能够基于改进 2 继续优化估值因子。转债数据的加入，使得中性化平价溢价率解释估值的能力提升，低估值组合、多空组合、择券效果都有了明显提升。后续来看，我们基于改进 2 接着优化中性化平价溢价率因子。

改进 3：加入高阶项

转债改进策略中加入高阶项，构建改进后的中性化平价溢价率（平价+高阶）。高阶项在回归中也会影响最后的结果，我们继续在改进 2 中加入高阶项以优化整体策略。在改进 2 的回归方程中加入平价、转债剩余期限以及转债余额的高阶项，构建改进的中性化溢价率（平价+高阶）因子，得到的残差即为中性化平价溢价率（平价+高阶）。

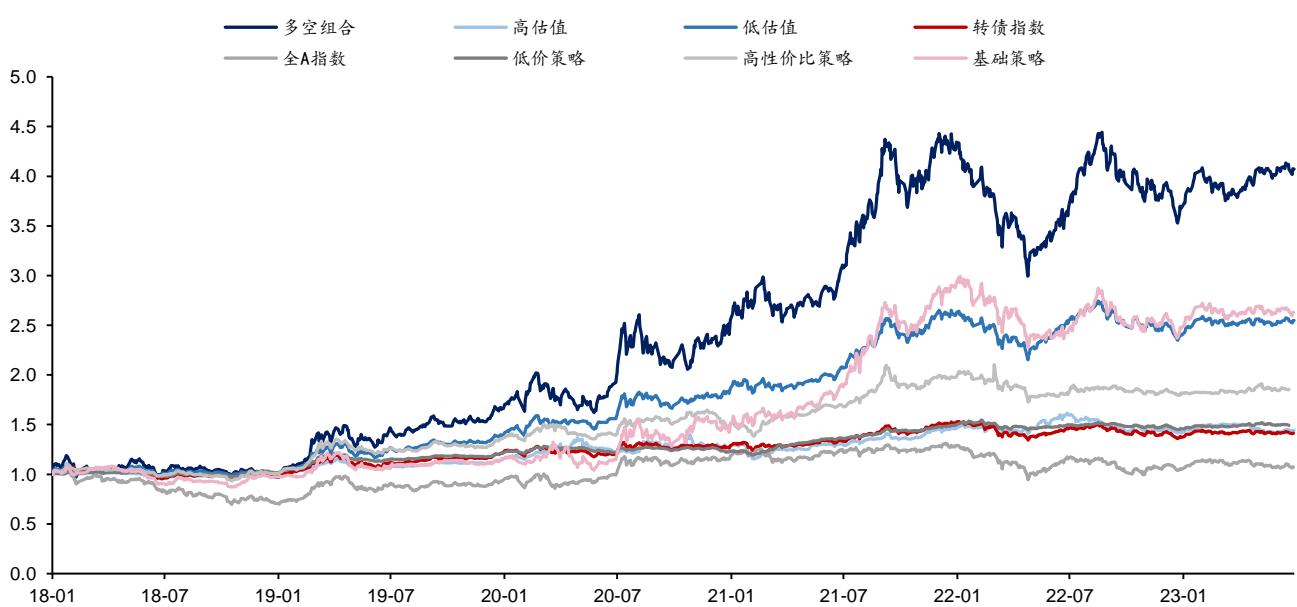
加入高阶项后，策略进一步优化，夏普比率、收益率等数据再度提升。在转债改进策略中加入高阶项，分组数据略有分化，分位数 10%-20% 的转债回测收益突出，整体单调性仍较为明显。中性化平价溢价率（平价+高阶）单因子回测数据再度提升，低估值策略年化收益 18%，夏普 1.22，收益率上升且夏普比率再度上行。多空组合年化收益达 29%，提升较为明显。

图表22：中性化平价溢价率（平价+高阶）分组情况



资料来源：Wind, 华泰研究

图表23：中性化平价溢价率（平价+高阶）单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表24：中性化平价溢价率（平价+高阶）单因子回测表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值_平价+高阶	18.63%	15.16%	-2.19%	40.71%	33.38%	40.97%	-8.72%	-18.90%	1.22	-0.99	-0.01
低估值_平价中性（基础）	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
高估值_平价+高阶	6.92%	10.33%	0.40%	14.75%	11.13%	14.39%	-3.19%	-17.65%	0.72	-0.39	-0.03
多空组合_平价+高阶	29.24%	26.92%	-5.66%	70.59%	53.84%	69.90%	-15.15%	-32.44%	1.09	-0.90	
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	
全A指数	1.41%	20.06%	-29.15%	33.02%	25.62%	9.17%	-18.66%	-33.17%	0.17	-0.04	
低价策略	7.60%	5.71%	1.84%	19.55%	1.44%	21.59%	-2.96%	-6.87%	1.35	-1.11	
高性价比策略	11.95%	13.39%	1.00%	35.25%	10.58%	31.07%	-8.14%	-17.94%	0.94	-0.67	

资料来源：Wind, 华泰研究

图表25：中性化平价溢价率（平价+高阶）单因子择券表格

多空组合策略	18年优势券	18年剔除券	19年优势券	19年剔除券	20年优势券	20年剔除券	21年优势券	21年剔除券	22年优势券	22年剔除券
代码	123005.SZ	128018.SZ	123022.SZ	128043.SZ	113555.SH	113503.SH	113534.SH	123027.SZ	113548.SH	113627.SH
名称	万信转债	时达转债	长信转债	东音转债	振德转债	泰晶转债	鼎胜转债	蓝晓转债	石英转债	太平转债
代码	132010.SH	127004.SZ	123031.SZ	123010.SZ	123029.SH	128091.SH	123042.SH	123012.SH	123070.SH	128122.SH
名称	17桐昆EB	模塑转债	晶瑞转债	博世转债	英科转债	新天转债	银河转债	万顺转债	鹏辉转债	兴森转债
代码	110039.SH	128037.SZ	113520.SH	113010.SH	123031.SH	128073.SH	113582.SH	123119.SH	113534.SH	113579.SH
名称	宝信转债	岩土转债	百合转债	江南转债	晶瑞转债	哈尔转债	火炬转债	康泰转2	鼎胜转债	健友转债
代码	110040.SH	128023.SZ	113020.SH	128054.SH	127004.SH	113596.SH	113548.SH	123054.SH	113537.SH	128123.SH
名称	生益转债	亚太转债	桐昆转债	中宠转债	模塑转债	城地转债	石英转债	思特转债	文灿转债	国光转债
代码	113013.SH	128028.SZ	110047.SH	113009.SH	113551.SH	128118.SH	128115.SH	123113.SH	123073.SH	128142.SH
名称	国君转债	赣锋转债	山鹰转债	广汽转债	福特转债	瀛通转债	巨星转债	仙乐转债	同和转债	新乳转债

注：优势券为目标年份收益贡献前列个券，剔除券为目标年份收益负值的未入选个券

资料来源：Wind, 华泰研究

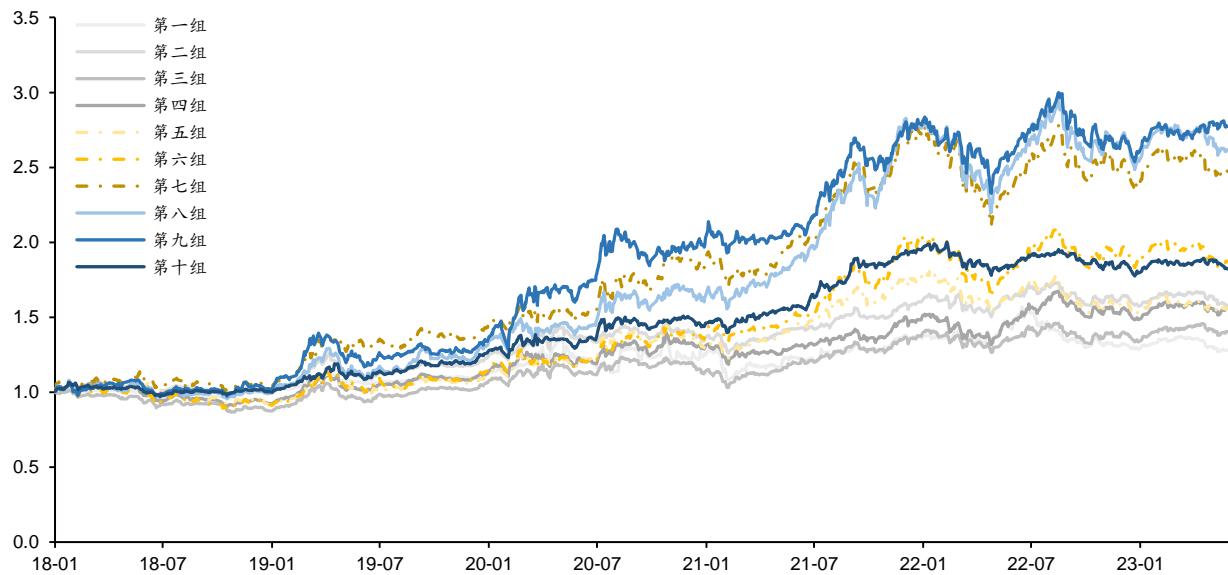
综合来看，各项策略回测数据均较不错，我们接着尝试能否再度优化中性化平价溢价率。高阶项的加入，使得策略回测收益再度提升，夏普比率也有了略微上行。后续来看，我们尝试加入交叉项继续优化中性化平价溢价率因子。

改进4：加入交叉项

高阶项改进策略中加入交叉项，构建改进后的中性化平价溢价率（平价+交叉）。优化高阶项影响后，我们尝试加入交叉项，继续改进整体策略。我们在改进3的回归方程中加入平价与转债余额、平价与转债剩余期限的交叉项，构建改进的中性化溢价率（平价+交叉）因子，得到的残差即为中性化平价溢价率（平价+交叉）。

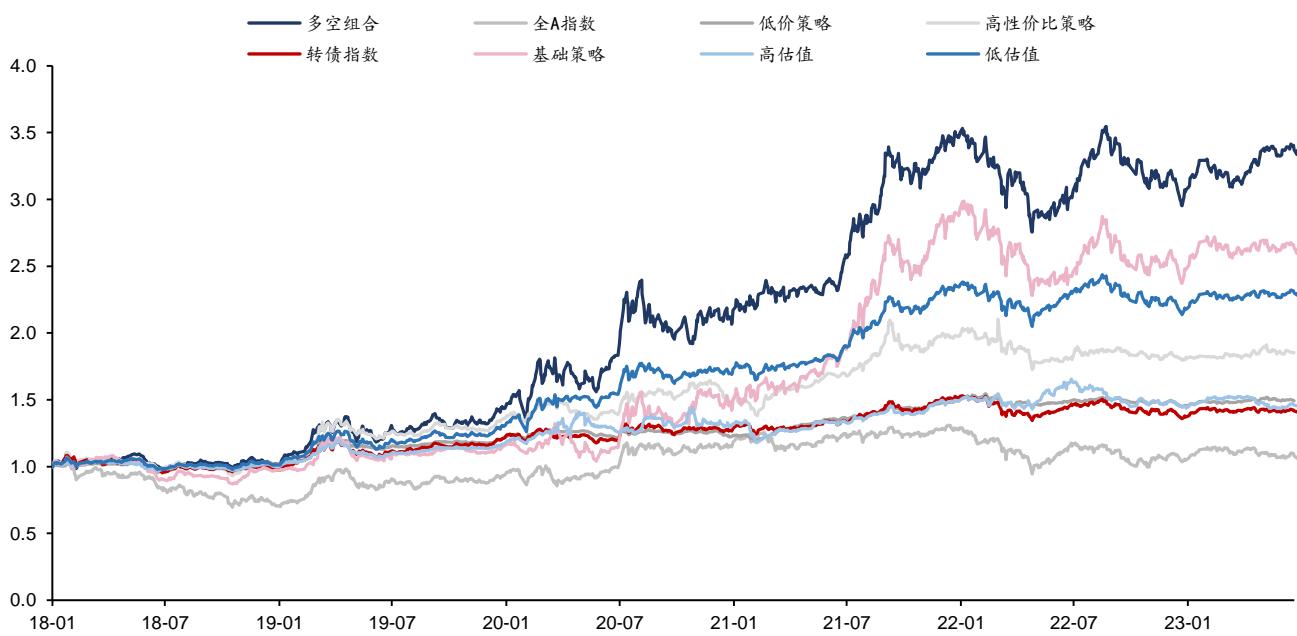
加入交叉项后，夏普比率有所提升，但收益率略有下降。在高阶改进策略中加入交叉项，分组数据中的最后一组表现不佳，其他组别单调性较为明显。中性化平价溢价率（平价+交叉）单因子回测数据中夏普比率再度上行，已经接近低估值策略夏普比率。但收益率相较于高阶改进略有下滑，仍明显高于基础策略。

图表26：中性化平价溢价率（平价+交叉）分组情况



资料来源：Wind, 华泰研究

图表27：中性化平价溢价率（平价+交叉）单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表28：中性化平价溢价率（平价+交叉）单因子回测表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值_平价+交叉	16.44%	12.88%	1.27%	29.44%	31.93%	36.48%	-7.75%	-13.97%	1.27	-1.18	0.01
低估值_平价中性（基础）	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
高估值_平价+交叉	7.16%	11.10%	0.41%	17.46%	11.38%	14.09%	-4.09%	-18.43%	0.69	-0.39	-0.02
多空组合_平价+交叉	24.87%	21.83%	1.84%	41.76%	50.33%	61.23%	-12.17%	-22.03%	1.16	-1.13	
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	
全A指数	1.41%	20.06%	-29.15%	33.02%	25.62%	9.17%	-18.66%	-33.17%	0.17	-0.04	
低价策略	7.60%	5.71%	1.84%	19.55%	1.44%	21.59%	-2.96%	-6.87%	1.35	-1.11	
高性价比策略	11.95%	13.39%	1.00%	35.25%	10.58%	31.07%	-8.14%	-17.94%	0.94	-0.67	

资料来源：Wind, 华泰研究

图表29：中性化平价溢价率（平价+交叉）单因子择券表格

多空组合策略	18年优势券	18年剔除券	19年优势券	19年剔除券	20年优势券	20年剔除券	21年优势券	21年剔除券	22年优势券	22年剔除券
代码	123005.SZ	127004.SZ	127008.SZ	128043.SZ	123031.SZ	113503.SH	110051.SH	127008.SZ	123073.SZ	128122.SZ
名称	万信转债	模塑转债	特发转债	东音转债	晶瑞转债	泰晶转债	中天转债	特发转债	同和转债	兴森转债
代码	123008.SZ	128018.SZ	128052.SZ	113010.SH	123020.SZ	128091.SZ	113582.SH	127030.SZ	113548.SH	118001.SH
名称	康泰转债	时达转债	凯龙转债	江南转债	富祥转债	新天转债	火炬转债	盛虹转债	石英转债	金博转债
代码	110039.SH	113502.SH	123003.SZ	113508.SH	113555.SH	128073.SZ	123046.SZ	113041.SH	123092.SZ	123111.SZ
名称	宝信转债	嘉澳转债	蓝思转债	新凤转债	振德转债	哈尔转债	天铁转债	紫金转债	天壕转债	东财转3
代码	123006.SZ	113010.SH	113020.SH	128067.SZ	127004.SZ	113563.SH	123107.SZ	113038.SH	127058.SZ	123088.SZ
名称	东财转债	江南转债	桐昆转债	一心转债	模塑转债	柳药转债	温氏转债	隆20转债	科伦转债	威唐转债
代码	113013.SH	113511.SH	123031.SZ	128046.SZ	113520.SH	128118.SZ	113534.SH	123027.SZ	128040.SZ	123153.SZ
名称	国君转债	禾丰转债	晶瑞转债	利尔转债	百合转债	瀛通转债	鼎胜转债	蓝晓转债	华通转债	英力转债

注：优势券为目标年份收益贡献前列个券，剔除券为目标年份收益负值的未入选个券

资料来源：Wind, 华泰研究

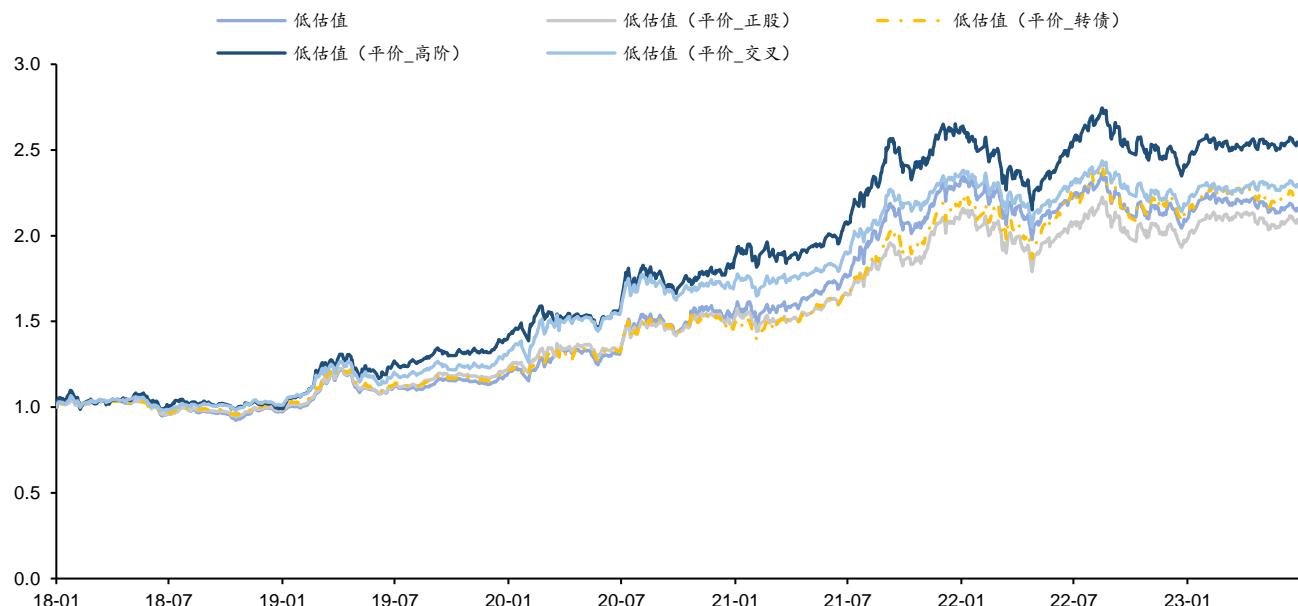
对转债因子中性化方法的总结

本文通过多次特征改进，构建了中性化平价溢价率，能够更精确地表达市场、个券估值。不同于市场其他估值因子，中性化平价溢价率因子构建有回测数据及定价理论支撑，且单因子回测的年化收益、夏普比率以及择券能力明显好于其他的估值因子。

从基础策略以及四种改进中，主要有以下结论：

- 1、平价溢价率（平价中性）是一个较为有效的转债量化思路，它能更好地表达估值状况、提升单因子回测收益；
- 2、但正股的市值、风格因子对于转债平价溢价率改进有限；
- 3、而转债评级、余额、剩余期限能够有效改进中性化的平价溢价率因子。其中将评级三分组（AA+以上、AA及AA-、A+及以下）效果最好；
- 4、如果加入了转债数据的高阶项、交叉项，还能进一步优化中性化的平价溢价率因子；
- 5、不过，遗憾的是，即便对转债平价溢价率进行了多种中性化，其单因子回测效果也未能绝对“单调”（即表现与组别排序完全一致）。多次分组数据显示，估值最低的一组（10组）并非表现最好的，一般而言第8、9组效果最好。

图表30：基础策略以及各类改进策略单因子回测表现



资料来源：Wind, 华泰研究

图表31：基础策略以及各类改进策略回测表格

策略	年化收益率	年化波动率	18年收益	19年收益	20年收益	21年收益	22年收益	最大回撤	夏普比率	Calmar	因子IC
低估值	15.16%	13.71%	-2.65%	22.48%	30.40%	48.99%	-10.04%	-15.72%	1.13	-0.96	0.02
低估值 (平价_正股)	14.48%	12.85%	-1.83%	24.28%	24.28%	40.52%	-7.83%	-17.12%	1.14	-0.75	0.03
低估值 (平价_转债)	15.85%	13.10%	-0.64%	20.51%	23.54%	48.70%	-4.28%	-16.28%	1.21	-0.97	0.03
低估值 (平价_高阶)	18.63%	15.16%	-2.19%	40.71%	33.38%	40.97%	-8.72%	-18.90%	1.22	-0.99	-0.01
低估值 (平价_交叉)	16.44%	12.88%	1.27%	29.44%	31.93%	36.48%	-7.75%	-13.97%	1.27	-1.18	0.01
转债指数	6.57%	10.35%	-2.23%	25.15%	5.26%	18.48%	-10.02%	-12.18%	0.70	-0.54	-

资料来源：Wind, 华泰研究

当然，中性化平价溢价率因子的 IC 值仍不高，尤其是高阶以及交叉改进。我们认为可能的原因有：转债数据量不足、高阶交叉特征向量过多、单因子并不能很好解释市场。往后看，基于上述因素能够再度优化策略：1、中性化平价溢价率与其他因子结合构建组合，譬如债性因子、正股基本面因子等；2、优化中性化策略的特征向量；3、尝试优化其他的转债估值因子，譬如隐含波动率等。

截至 7 月 7 日，中性化平价溢价率（平价+交叉）对应的第九组转债为：

图表32：中性化平价溢价率第九组个券

转债代码	转债名称	债项评级	余额 (亿元)	剩余期限 (年)	绝对价格 (元)	转债平价 (元)	平价溢价率 (%)	中性化平价溢价率 (%)	YTM (%)	隐含波动率 (%)	日均成交量 (万元)
127084.SZ	柳工转2	AAA	30.00	5.73	127.30	99.74	27.63	-3.73	-1.43	24.83	24321.46
110088.SH	淮22转债	AAA	30.00	5.20	116.81	85.62	36.42	-3.68	-0.99	29.66	13369.25
132020.SH	19蓝星EB	AAA	35.06	1.29	110.41	73.40	50.42	-3.49	1.13	24.66	1663.58
128034.SZ	江银转债	AA+	17.58	0.56	108.68	92.93	16.95	-3.32	-4.37	22.79	5650.45
123190.SZ	道氏转02	AA-	26.00	5.76	109.55	82.48	32.82	-2.83	1.67	33.74	17371.84
113024.SH	核建转债	AAA	29.95	1.76	120.60	90.95	32.60	-2.77	-6.74	42.65	7229.23
110063.SH	鹰19转债	AA+	18.44	2.44	113.36	94.94	19.41	-2.35	0.42	10.19	2801.60
127027.SZ	能化转债	AA+	19.46	3.43	122.22	102.84	18.84	-1.44	-1.97	18.14	6188.80
118024.SH	冠宇转债	AA	30.89	5.31	121.03	88.68	36.47	-1.04	-0.63	30.44	8356.47
127050.SZ	麒麟转债	AA	21.99	4.35	129.71	108.98	19.02	-0.97	-2.82	24.85	6365.19
110084.SH	贵燃转债	AA	9.18	4.48	127.86	121.17	5.52	-0.84	-2.42	0.00	20858.67
110092.SH	三房转债	AA	25.00	5.51	116.77	89.40	30.61	-0.62	-0.27	26.96	1320.44
113045.SH	环旭转债	AA+	34.50	3.66	117.52	81.70	43.85	-0.06	-1.40	34.29	8968.54
110067.SH	华安转债	AAA	27.99	2.68	109.81	77.41	41.86	-0.06	-0.17	26.67	5902.32
128083.SZ	新北转债	AA	8.77	2.44	130.88	124.00	5.55	0.81	-5.84	0.00	9411.05
127061.SZ	美锦转债	AA-	35.90	4.79	97.80	59.40	64.66	1.07	5.04	23.55	10176.89
113535.SH	大业转债	AA-	5.00	0.84	124.45	118.25	5.24	1.19	-13.60	1.94	6054.85
113631.SH	皖天转债	AA+	9.30	4.35	127.09	116.67	8.93	1.62	-2.45	9.06	6558.04
127073.SZ	天赐转债	AA	34.10	4.22	123.21	84.55	45.72	1.88	-2.24	42.29	10710.36
113043.SH	财通转债	AAA	38.00	3.43	107.15	64.00	67.41	2.15	0.67	32.21	5790.71
110090.SH	爱迪转债	AA	15.70	5.22	139.97	124.33	12.58	2.37	-3.82	23.84	15435.86
110077.SH	洪城转债	AA+	17.47	3.38	147.68	135.47	9.02	2.59	-7.73	18.44	15316.78
113061.SH	拓普转债	AA+	25.00	5.03	133.76	109.13	22.57	2.84	-3.09	28.67	28246.77
123158.SZ	宙邦转债	AA	19.70	5.23	137.58	117.92	16.67	3.12	-3.41	26.81	16901.40
123150.SZ	九强转债	AA-	11.21	4.99	141.32	129.23	9.35	3.16	-4.06	32.60	14846.56
113048.SH	晶科转债	AA	22.96	3.80	122.45	92.95	31.74	3.31	-1.37	27.55	6422.87
127033.SZ	中装转2	AA-	11.59	3.78	98.60	82.30	19.81	3.67	4.55	12.46	8620.12
113648.SH	巨星转债	AA-	10.00	4.81	140.95	126.66	11.28	3.89	-4.16	34.29	33048.51
110062.SH	烽火转债	AAA	30.88	2.41	124.00	87.00	42.53	5.06	-5.19	45.07	24473.33
128130.SZ	景兴转债	AA	9.99	3.16	118.02	101.47	16.31	5.22	-1.03	14.52	2439.78
123092.SZ	天壕转债	A+	4.13	3.47	225.30	222.13	1.43	5.59	-16.81	32.20	9707.29
123118.SZ	惠城转债	A+	1.81	4.01	309.68	303.58	2.01	5.66	-21.25	48.39	153660.09
128141.SZ	旺能转债	AA	12.70	3.45	123.41	103.76	18.94	5.81	-2.24	20.89	3236.69
113664.SH	大元转债	AA-	4.50	5.42	141.91	130.34	8.88	6.01	-2.95	28.15	20971.61
128121.SZ	宏川转债	AA-	6.70	3.03	131.59	118.57	10.98	6.05	-5.20	29.43	12104.68
127070.SZ	大中转债	AA	15.19	5.12	122.85	100.54	22.19	6.06	-0.95	22.27	6838.67
111010.SH	立昂转债	AA	33.90	5.36	126.86	83.32	52.26	6.09	-1.51	43.44	29008.52
123162.SZ	东杰转债	A	5.63	5.28	129.66	118.49	9.43	6.36	-1.22	44.24	14437.23
128087.SZ	孚日转债	AA-	6.44	2.45	122.11	108.41	12.63	6.37	-3.77	26.25	7586.61
113628.SH	晨丰转债	A	4.15	4.13	125.95	114.68	9.82	6.40	-0.95	38.11	15038.52
113505.SH	杭电转债	AA	7.50	0.67	121.17	106.41	13.88	6.49	-15.82	31.54	19871.69
127065.SZ	瑞鹄转债	A+	4.39	4.97	187.43	181.18	3.45	6.67	-8.58	40.02	51875.16
128075.SZ	远东转债	AA	5.43	2.22	130.50	119.96	8.78	6.78	-6.28	1.46	31754.27
113054.SH	绿动转债	AA+	23.60	4.64	108.75	75.31	44.41	7.02	0.90	24.61	4223.66

资料来源：Wind, 华泰研究



风险提示

- 1、历史数据不一定适用于未来。**历史数据仅是对过去规律的总结，不一定适用于未来投资。
- 2、转债市场环境等变化使得平价溢价率因子失效。**转债市场仍处于发展阶段，违约风险、估值变化、个券扩容等均可能导致平价溢价率因子失效。
- 3、量化模型选择个券不构成投资建议。**量化模型仅从量价规律考虑个券，并未涉及正股基本面等信息。

免责声明

分析师声明

本人，殷超、张继强，兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见；彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司（已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格，以下简称“本公司”）制作。本报告所载资料是仅供接收人的严格保密资料。。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司认为可靠的信息编制，但本公司及其关联机构(以下统称为“华泰”)对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。

本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期，华泰可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。以往表现并不能指引未来，未来回报并不能得到保证，并存在损失本金的可能。华泰不保证本报告所含信息保持在最新状态。华泰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。

本公司不是 FINRA 的注册会员，其研究分析师亦没有注册为 FINRA 的研究分析师/不具有 FINRA 分析师的注册资格。

华泰力求报告内容客观、公正，但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考，不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对客户私人投资建议。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。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，华泰及作者均不承担任何法律责任。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。

除非另行说明，本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现，过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。华泰不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现，分析中所做的预测可能是基于相应的假设，任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

华泰及作者在自身所知情的范围内，与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下，华泰可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

华泰的销售人员、交易人员或其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。华泰没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。华泰的资产管理部门、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的意见或建议不一致的投资决策。投资者应当考虑到华泰及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员，也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使华泰违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人(无论整份或部分)等形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并需在使用前获取独立的法律意见，以确定该引用、刊发符合当地适用法规的要求，同时注明出处为“华泰证券研究所”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权利。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司制作，在香港由华泰金融控股（香港）有限公司向符合《证券及期货条例》及其附属法律规定的机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股（香港）有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管，是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题，请与华泰金融控股（香港）有限公司联系。

香港-重要监管披露

- 华泰金融控股（香港）有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 有关重要的披露信息，请参见华泰金融控股（香港）有限公司的网页 https://www.htsc.com.hk/stock_disclosure 其他信息请参见下方“美国-重要监管披露”。

美国

在美国本报告由华泰证券（美国）有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券（美国）有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局（FINRA）的注册会员。对于其在美国分发的研究报告，华泰证券（美国）有限公司根据《1934年证券交易法》（修订版）第15a-6条规定以及美国证券交易委员会人员解释，对本研究报告内容负责。华泰证券（美国）有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管（FINRA）分析师的注册资格，可能不属于华泰证券（美国）有限公司的关联人员，因此可能不受FINRA关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券（美国）有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司，后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券（美国）有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士，应通过华泰证券（美国）有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师殷超、张继强本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。本披露中所提及的“相关人士”包括FINRA定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬，包括源自公司投资银行业务的收入。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具，包括股票及债券（包括衍生品）。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司，及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券（或任何相关投资）头寸，并可能不时进行增持或减持该证券（或投资）。因此，投资者应该意识到可能存在利益冲突。

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后6至12个月内行业或公司回报潜力（含此期间的股息回报）相对基准表现的预期

（A股市场基准为沪深300指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普500指数），具体如下：

行业评级

- 增持：**预计行业股票指数超越基准
中性：预计行业股票指数基本与基准持平
减持：预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

- 买入：**预计股价超越基准15%以上
增持：预计股价超越基准5%~15%
持有：预计股价相对基准波动在-15%~5%之间
卖出：预计股价弱于基准15%以上
暂停评级：已暂停评级、目标价及预测，以遵守适用法规及/或公司政策
无评级：股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息

**法律实体披露**

中国: 华泰证券股份有限公司具有中国证监会核准的“证券投资咨询”业务资格, 经营许可证编号为: 91320000704041011J

香港: 华泰金融控股(香港)有限公司具有香港证监会核准的“就证券提供意见”业务资格, 经营许可证编号为: AOK809

美国: 华泰证券(美国)有限公司为美国金融业监管局(FINRA)成员, 具有在美国开展经纪交易商业务的资格, 经营业务许可编号为: CRD#:298809/SEC#:8-70231

华泰证券股份有限公司**南京**

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码: 210019

电话: 86 25 83389999/传真: 86 25 83387521

电子邮件: ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码: 518017

电话: 86 755 82493932/传真: 86 755 82492062

电子邮件: ht-rd@htsc.com

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层/

邮政编码: 100032

电话: 86 10 63211166/传真: 86 10 63211275

电子邮件: ht-rd@htsc.com

上海

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码: 200120

电话: 86 21 28972098/传真: 86 21 28972068

电子邮件: ht-rd@htsc.com

华泰金融控股(香港)有限公司

香港中环皇后大道中 99 号中环中心 58 楼 5808-12 室

电话: +852-3658-6000/传真: +852-2169-0770

电子邮件: research@htsc.com

<http://www.htsc.com.hk>

华泰证券(美国)有限公司

美国纽约公园大道 280 号 21 楼东(纽约 10017)

电话: +212-763-8160/传真: +917-725-9702

电子邮件: Huatai@htsc-us.com

<http://www.htsc-us.com>

©版权所有 2023 年华泰证券股份有限公司

2023 年 09 月 04 日

证券分析师 高子剑

执业证书: S0600518010001

021-60199793

gaozj@dwzq.com.cn

研究助理 凌志杰

执业证书: S0600123040053

lingzhj@dwzq.com.cn

前言

- 从《量稳换手率选股因子——量小、量缩，都不如量稳？》到《换手率变化率的稳定 GTR 因子——助推换手率的所有家族成员》，东吴金工在过去两年中发布了共计 15 个各具特色的量价类选股单因子。2023 年上半年，大量选股因子包括部分量价类因子，出现了同时失效的情况，我们希望通过构建多因子模型的方式来降低单因子失效的风险。
- 传统的多因子模型，往往是在不同大类因子间做组合，如在估值类因子、一致预期类因子、技术类因子间做一个合成因子。每个大类因子内部，往往是采用等权相加或是挑选近期表现最好的因子作为代表等较为简单的方法来进行处理。我们希望能找到一个多因子模型，既能够在不同类因子间使用，也能够在同大类因子内使用，使我们的大类合成因子不仅能够比最好的单因子好，也能比等权组合好。

多因子决策树框架

- 基于量价因子的决策树框架，其底层模型包含 3 种线性滤波模型与 4 种非线性模型，通过构建综合得分矩阵与信息偏离度矩阵，能够合理调用底层模型，对因子进行分类合成。通过类决策树的构架，层层递进，直到合成最终因子。
- 通过决策树框架合成的最终因子，其绩效表现全面战胜作为基准的等权组合以及最好的单因子。以 2006/01/01-2023/07/31 为回测区间，合成因子在全体 A 股中的月度 IC 均值为 -0.086，年化 ICIR 为 -3.028；十分组多空对冲的年化收益为 39.60%，年化波动为 11.83%，信息比率为 3.349，月度胜率为 80.00%，最大回撤为 9.20%。
- **风险提示：**模型所有统计结果均基于历史数据，未来市场可能发生重大变化；单因子的收益可能存在较大波动，实际应用需结合资金管理、风险控制等方法；模型测算可能存在相对误差，不构成实际投资建议。

内容目录

1. 引言	5
2. 传统的多因子组合方法	6
2.1. 等权	6
2.2. ICIR	7
2.3. 横截面因子值回归下一期收益率	8
2.3.1. 学术常用方法	8
2.3.2. 最小二乘法	9
2.3.3. 岭回归	10
3. 线性多因子的组合	11
3.1. 横截面因子回归本期收益率	11
3.2. 滤波方法	13
3.2.1. 小波滤波	13
3.2.2. 卡尔曼滤波	15
3.2.3. 高斯滤波	16
3.2.4. 线性模型总结	18
4. 非线性多因子组合方法	18
4.1. 支持向量回归 (SVR)	18
4.2. XGBOOST	20
4.3. 随机森林	21
4.4. 神经网络	23
5. 多因子模型的灵活应用	24
5.1. 东吴金工单因子的表现	24
5.2. 东吴金工单因子的截面时序相关性、共线性、综合得分	24
5.3. 主成分分析在同类因子中的应用	26
6. 基于相关性和共线性和信息偏离度的多因子决策树模型	28
6.1. 多因子决策树模型	28
6.2. 多因子决策树推演	29
6.2.1. 第一层推演	29
6.2.2. 第二层推演	31
6.2.3. 第三层推演	33
6.2.4. 合成因子	34
6.2.5. 合成因子的分年度表现	35
6.2.6. 纯净化合成因子	36
6.2.7. 合成因子的多空收益分解	38
6.2.8. 其他样本空间的情况	38
7. 总结	40
8. 风险提示	41

图表目录

图 1:	等权多因子组合十分组及多空对冲净值走势.....	6
图 2:	ICIR 多因子组合十分组及多空对冲净值走势.....	8
图 3:	最小二乘法预测版十分组及多空对冲净值走势.....	9
图 4:	岭回归预测版十分组及多空对冲净值走势.....	11
图 5:	最小二乘法拟合版十分组及多空对冲净值走势.....	12
图 6:	岭回归拟合版十分组及多空对冲净值走势.....	12
图 7:	小波滤波拟合版十分组及多空对冲净值走势.....	14
图 8:	卡尔曼滤波拟合版十分组及多空对冲净值走势.....	16
图 9:	高斯滤波十分组及多空对冲净值走势.....	17
图 10:	支持向量回归十分组及多空对冲净值走势.....	19
图 11:	XGBOOST 十分组及多空对冲净值走势.....	20
图 12:	随机森林十分组及多空对冲净值走势.....	22
图 13:	ANN 的十分组及多空对冲净值走势.....	23
图 14:	东吴金工因子截面时序的相关性.....	25
图 15:	东吴金工因子截面时序的共线性.....	25
图 16:	东吴金工因子截面时序的综合评分.....	26
图 17:	东吴金工因子测试集的相关性.....	29
图 18:	东吴金工因子测试集的共线性.....	30
图 19:	东吴金工因子测试集的综合打分.....	30
图 20:	东吴金工因子测试集的信息偏离度.....	31
图 21:	第一层合成因子测试集的相关性.....	32
图 22:	第一层合成因子测试集共线性.....	32
图 23:	第一层合成因子测试集的综合打分.....	32
图 24:	第一层合成因子测试集的信息偏离度.....	32
图 25:	第二层合成因子测试集的相关性.....	33
图 26:	第二层合成因子测试集共线性.....	33
图 27:	第二层合成因子测试集的综合打分.....	33
图 28:	第二层合成因子测试集的信息偏离度.....	33
图 29:	第三层合成因子测试集的相关性.....	34
图 30:	第三层合成因子测试集共线性.....	34
图 31:	第三层合成因子测试集的综合打分.....	34
图 32:	第三层合成因子测试集的信息偏离度.....	34
图 33:	合成因子十分组及多空对冲净值走势.....	35
图 34:	纯净合成因子十分组净值走势图.....	37
图 35:	沪深 300 指数增强净值走势.....	38
图 36:	中证 500 指数增强净值走势.....	39
图 37:	中证 1000 指数增强净值走势.....	40

表 1:	东吴金工特色量价选股因子.....	5
表 2:	等权多因子组合的十分组多空对冲绩效指标.....	7
表 3:	ICIR 多因子组合的十分组多空对冲绩效指标.....	8
表 4:	最小二乘法预测版的十分组多空对冲绩效指标.....	10
表 5:	岭回归预测版的十分组多空对冲绩效指标.....	11
表 6:	拟合版的十分组多空对冲绩效指标.....	13
表 7:	小波滤波拟合版的十分组多空对冲绩效指标.....	14
表 8:	卡尔曼滤波拟合版的十分组多空对冲绩效指标.....	16
表 9:	高斯滤波的十分组多空对冲绩效指标.....	17
表 10:	不同滤波方法的十分组多空对冲绩效指标.....	18
表 11:	支持向量回归的十分组多空对冲绩效指标.....	19
表 12:	XGBOOST 的十分组多空对冲绩效指标.....	21
表 13:	随机森林的十分组多空对冲绩效指标.....	22
表 14:	ANN 的十分组多空对冲绩效指标.....	24
表 15:	东吴因子的十分组多空对冲绩效指标.....	24
表 16:	UTR, STR 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标	27
表 17:	SPS, TPS 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标	27
表 18:	SPS_Turbo, TPS_Turbo 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标	28
表 19:	合成因子的十分组多空对冲绩效指标.....	35
表 20:	合成因子分年度回测绩效指标.....	36
表 21:	合成因子与 Barra 的相关性.....	36
表 22:	纯净合成因子的多空对冲绩效指标.....	37
表 23:	纯净合成因子分年度回测绩效指标.....	37
表 24:	合成因子的多空拆解回测绩效指标.....	38
表 25:	沪深 300 指数增强.....	38
表 26:	中证 500 指数增强.....	39
表 27:	中证 1000 指数增强.....	40

1. 引言

从《量稳换手率选股因子——量小、量缩，都不如量稳？》到《换手率变化率的稳定 GTR 因子——助推换手率的所有家族成员》，东吴金工在过去两年中发布了共计 15 个各具特色的量价类选股单因子。2023 年上半年，大量选股因子，包括部分量价类因子，出现了同时失效的情况，我们希望通过构建多因子模型的方式来降低单因子失效的风险。我们这次将选取其中样本外依然有效的 11 个单因子，作为我们多因子组合的因子池。

表1：东吴金工特色量价选股因子

构造思路	因子名称	相关报告
换手率均值	Turn20	
换手率标准差	STR	《东吴证券_金工专题报告_量稳换手率选股因子——量小、量缩，都不如量稳？》
STR 与 Turn20 的结合	UTR	《东吴证券_金工专题报告_优加换手率 UTR 选股因子 2.0--“技术分析拥抱选股因子”系列研究（十二）》
量价因子纯净结合	SPS	《东吴证券_金工专题报告_成交价改进换手率因子》
量价因子纯净结合	TPS	《东吴证券_金工专题报告_成交价改进换手率因子》
换手率与换手率变化率纯净结合	SPS_Turbo	《东吴证券_金工专题报告_换手率变化率的稳定 GTR 因子——助推换手率的所有家族成员》
换手率与换手率变化率纯净结合	TPS_Turbo	《东吴证券_金工专题报告_换手率变化率的稳定 GTR 因子——助推换手率的所有家族成员》
长期换手率变化率标准差	SCR	《东吴证券_金工专题报告_改进 STR——换手率要比别人稳，也要比自己稳》
长期换手率变化率平均值	PctTurn20	《东吴证券_金工专题报告_量价配合视角下的新换手率因子》
量价相关性 (日内分钟频率量价绝对数值)	CPV	《东吴证券_金工专题报告_“技术分析拥抱选股因子”系列研究（一）：高频量价相关性，意想不到的选股因子》
量价相关性 (分日、夜日频率序列相关性)	RPV	《东吴证券_金工专题报告_新量价相关性 RPV 选股因子——相关性是量价配合最好的尺—技术分析拥抱选股因子”系列研究（十一）》
日内涨跌差回归日内收益，找到未来补涨股票 (情绪)	RCP	《东吴证券_金工专题报告_重拾自信选股因子——从过度自信到重拾自信》
高频换手率标准差分布,相当于换手率标准差的标准差	UTD	《东吴证券_金工专题报告_“技术分析拥抱选股因子”系列研究（四）：换手率分布均匀度，基于分钟成交量的选股因子》
换手率切割动量因子，量越高，反转越明显	殊途同归	《东吴证券_金工专题报告_成交量对动量因子的修正：日与夜之殊途同归》
短期换手率变化率均值	GTR	《东吴证券_金工专题报告_换手率变化率的稳定 GTR 因子——助推换手率的所有家族成员》

数据来源：东吴证券研究所

2. 传统的多因子组合方法

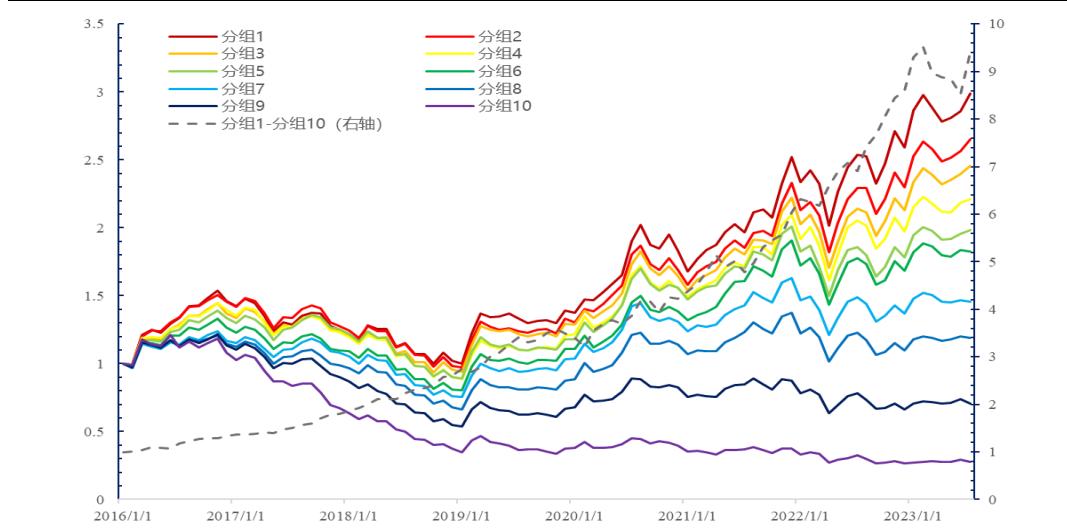
传统的多因子模型，往往是在不同大类因子间做组合，如在估值类因子、一致预期类因子、技术类因子间做一个合成因子。每个大类因子内部，往往是采用等权相加或是挑选近期表现最好的因子作为代表等较为简单的方法来进行处理。我们希望能找到一个多元因子模型，既能够在不同类因子间使用，也能够在同大类因子内使用，使我们的大类合成因子不仅能够比最好的单因子好，也能比等权组合好。

2.1. 等权

等权多因子组合方法是一种传统的多因子投资策略，其核心思想是假设每个因子对投资组合的贡献是相等的，因此每个因子被赋予相同的权重，从而使得每个因子对投资组合的影响程度相等。这种方法的优点在于简单和直观，不需要复杂的因子权重调整过程。它可以作为多因子投资策略的一种起点，为后续的研究提供一个基准组合进行比较。此外，等权多因子组合方法也有助于降低模型参数的敏感性并减少过度拟合的风险。然而，等权多因子组合方法的局限性在于未考虑因子相关性以及因子的有效性和稳定性，可能对投资组合产生负面影响。因此，在实际应用中，需要综合考虑其他辅助方法，以提高投资组合的绩效。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，等权多因子组合的月度 IC 均值为 -0.084，RankIC 均值为 -0.114，年化 ICIR 为 -3.030，年化 RankICIR 为 -4.110。下图 1 展示了等权多因子组合的十分组及多空对冲净值走势，表 2 展示了等权多因子组合的多空对冲绩效指标。

图1：等权多因子组合十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表2：等权多因子组合的十分组多空对冲绩效指标

	等权
年化收益率:	39.36%
波动率:	13.06%
信息比率:	3.015
胜率:	76.67%
最大回撤	11.09%
IC	-0.084
ICIR	-3.030
RankIC	-0.114
RankICIR	-4.110

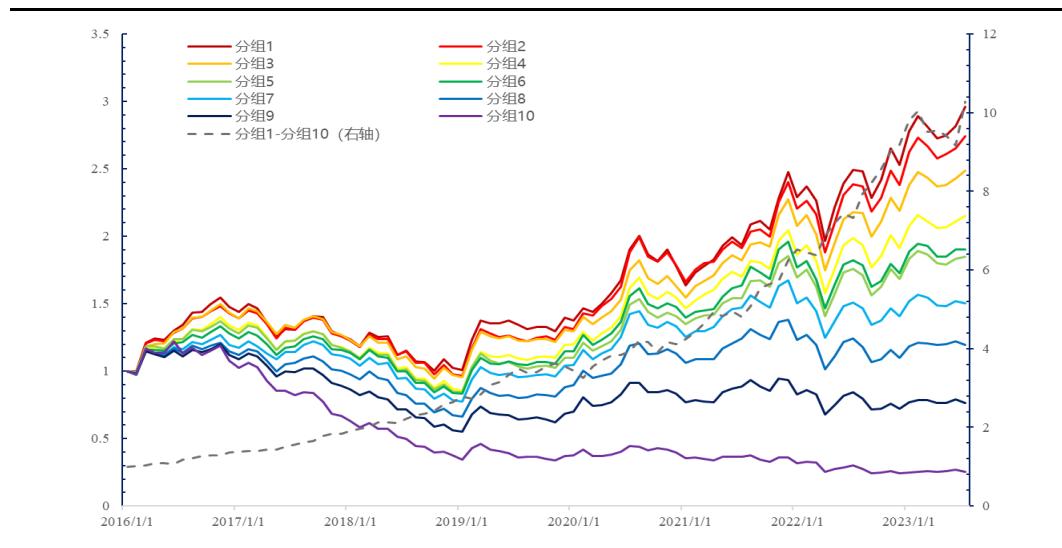
数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

2.2. ICIR

最大化 ICIR (Information Coefficient, Individual-to-Residual ratio) 是一种常用的多因子组合方法，与传统的等权多因子组合方法相比，它考虑了因子的有效性 (IC, Information Coefficient) 和稳定性 (ICIR)。该方法旨在综合考虑因子的预测能力和稳定性，以构建更有效的多因子投资组合。IC 代表因子的信息系数，衡量了因子与股票收益之间的关联程度，较高的 IC 值意味着因子具有较好的预测能力。而 ICIR 将 IC 与因子的个体残差比率相结合，个体残差比率反映了因子信号的稳定性。通过考虑因子的稳定性，ICIR 可以进一步筛选出那些在不同市场环境下都能保持较稳定表现的因子。然而，ICIR 方法并未考虑因子之间的相关性，这可能导致投资组合在面对相关性较高的因子时出现问题。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，ICIR 多因子组合的月度 IC 均值为 -0.084，RankIC 均值为 -0.109，年化 ICIR 为 -2.999，年化 RankICIR 为 -3.918。下图 2 展示了等权多因子组合的十分组及多空对冲净值走势，表 3 比较了 ICIR 多因子组合和等权多因子组合的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，ICIR 方法的年化收益率、信息比率、最大回撤、月度胜率等指标均优于等权方法。

图2: ICIR 多因子组合十分组及多空对冲净值走势



数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

表3: ICIR 多因子组合的十分组多空对冲绩效指标

列 1	ICIR	等权
年化收益率:	36.43%	39.36%
波动率:	12.53%	13.06%
信息比率:	2.908	3.015
胜率:	78.89%	76.67%
最大回撤	9.92%	11.09%
IC	-0.084	-0.084
ICIR	-2.999	-3.030
RankIC	-0.109	-0.114
RankICIR	-3.918	-4.110

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

2.3. 横截面因子值回归下一期收益率

2.3.1. 学术常用方法

横截面因子值回归下期收益率是一种传统学术方法，用于构建多因子模型并预测资产收益率。该方法基于对本期因子值和下期收益率数据的分析，通过线性回归的方式建立因子与收益率之间的关系模型，进而利用该模型对未来收益率进行预测。横截面因子值回归下期收益率的构造方式如下：

- 1) 数据准备：收集本期的因子值和相应的下期收益率数据。
- 2) 回归分析：将本期的因子值作为自变量，下期收益率作为因变量进行线性回归分析。可以使用最小二乘法或其他适当的拟合方法来估计回归模型的参数。

- 3) 系数估计：通过回归分析，可以获得回归模型中的系数估计，这些估计值代表了因子对下期收益率的影响程度，即因子的收益率。这些估计值可以在投资组合构建中被视为因子的权重，用于确定每个因子在投资组合中的相对重要性。
- 4) 因子值代入：利用获得的回归模型，将下期的因子值代入模型中，计算得到下下期收益率的预测值。这个预测值可被视为新的下期因子值。

横截面因子值回归下期收益率方法的优势在于它能够综合考虑多个因子对收益率的影响，并通过回归分析进行量化。然而，该方法也存在一些限制，如对线性关系的假设以及遗漏了时序相关性。以下，我们将选取两种线性回归模型对其进行回测，并将该模型命名为预测版。

2.3.2. 最小二乘法

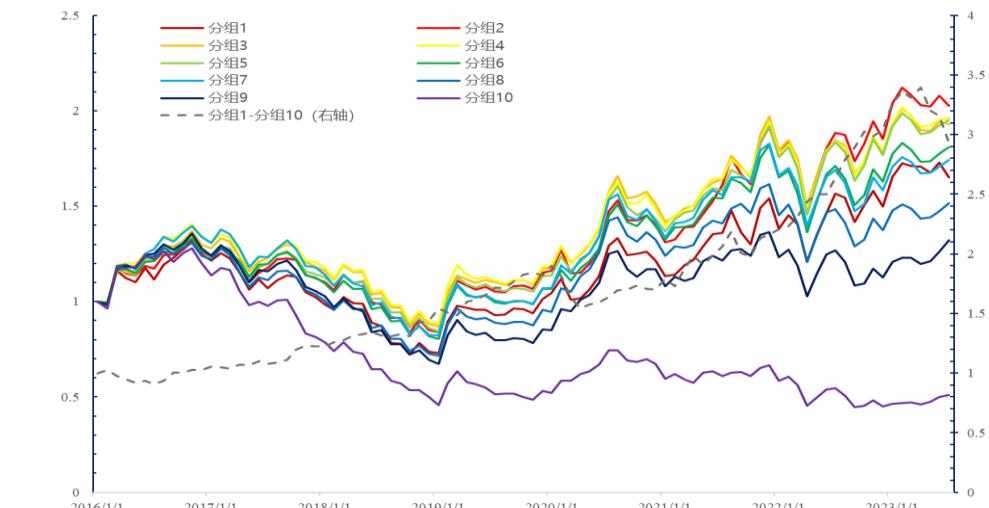
最小二乘法（OLS）是一种常用的回归算法，用于估计横截面数据中因变量与自变量之间的线性关系。最小二乘法回归的目标是最小化观测值与回归线之间的残差平方和，从而找到最佳拟合的回归线。最小二乘法的优化目标函数可以表示为：

$$\min_{\beta} \sum_{i=0}^n (y_i - \beta_1 x_i - \beta_0)^2$$

其中 y_i 为下一期股票收益值， x_i 为本期因子值。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，最小二乘法预测版的月度 IC 均值为 0.030，RankIC 均值为 0.041，年化 ICIR 为 1.108，年化 RankICIR 为 1.254。下图 3 展示了最小二乘法预测版的十分组及多空对冲净值走势，表 4 比较了最小二乘法预测版和等权多因子组合的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，最小二乘法预测版的稳定性指标均弱于等权方法。

图3：最小二乘法预测版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表4：最小二乘法预测版的十分组多空对冲绩效指标

	最小二乘法	等权
年化收益率:	15.41%	39.36%
波动率:	12.81%	13.06%
信息比率:	1.203	3.015
胜率:	64.44%	76.67%
最大回撤	18.80%	11.09%
IC	0.030	-0.084
ICIR	1.108	-3.030
RankIC	0.041	-0.114
RankICIR	1.254	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

2.3.3. 岭回归

常规最小二乘法回归方法无法解决因子之间可能存在高度相关性或多重共线性的问题。为了优化这个问题，我们尝试使用岭回归（Ridge Regression）方法。岭回归是一种常用的回归分析方法，其核心思想是通过权衡拟合优度和回归系数的大小，找到最佳的惩罚参数（岭参数）。这个惩罚参数的引入使得岭回归的回归系数相对于 OLS 回归而言更倾向于较小的值，从而减小了估计值的方差。通过引入正则化项，岭回归可以有效地降低过拟合问题的风险，提高模型的稳定性和可靠性。

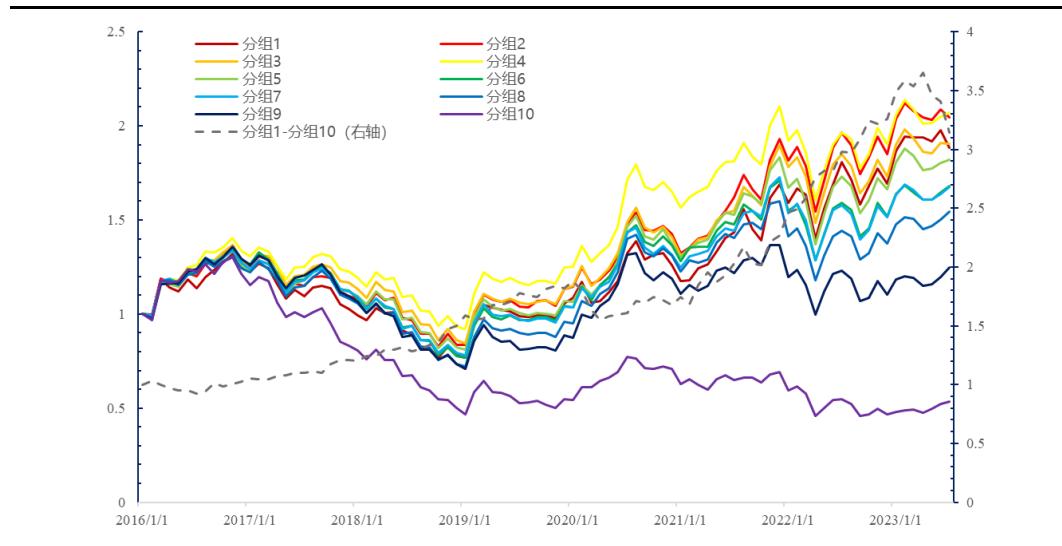
岭回归的优化目标函数可以表示为：

$$\min_{\beta} \sum_{i=0}^p (y_i - \beta_i x_i - \beta_0)^2 + \lambda \sum_{j=0}^n \beta_j$$

其中， λ 为岭系数， y_i 为下一期股票收益值， x_i 为本期因子值。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，下图 4 展示了岭回归预测版的十分组及多空对冲净值走势，表 5 比较了两种线性回归方法和等权多因子组合的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，岭回归预测版的信息比率相较于最小二乘法预测版有所提升，但依旧弱于等权方法。

图4：岭回归预测版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表5：岭回归预测版的十分组多空对冲绩效指标

	岭回归	最小二乘法	等权
年化收益率：	16.50%	15.41%	39.36%
波动率：	13.08%	12.81%	13.06%
信息比率：	1.261	1.203	3.015
胜率：	61.11%	64.44%	76.67%
最大回撤	17.66%	18.80%	11.09%
IC	0.037	0.030	-0.084
ICIR	1.318	1.108	-3.030
RankIC	0.044	0.041	-0.114
RankICIR	1.381	1.254	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

3. 线性多因子的组合

3.1. 横截面因子回归本期收益率

在我们的研究中发现，在传统的横截面因子回归下一期收益率的模型中，其表现并不尽如人意。因此，我们尝试了两种新的方法来改进模型的预测能力：

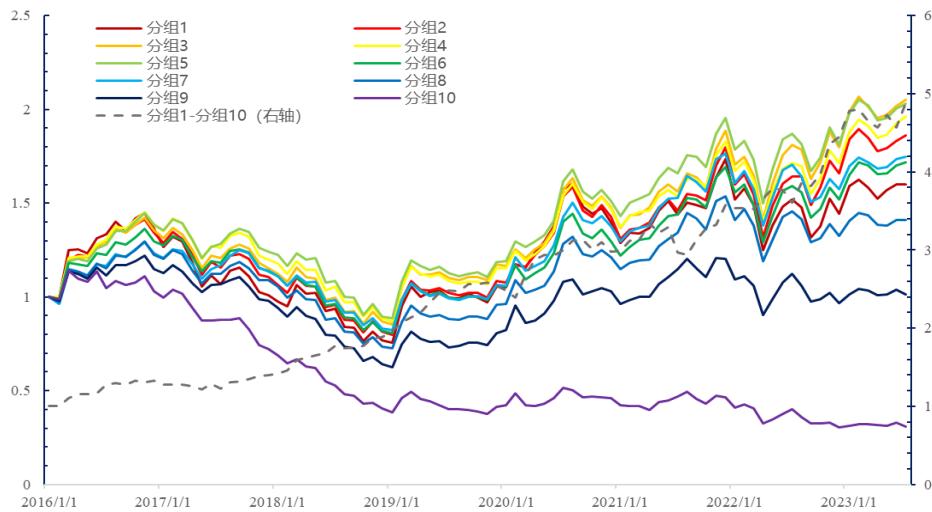
- 1) 横截面因子回归本期收益率，带入本期因子
- 2) 横截面因子回归本期收益率，带入下期因子

经过一系列的测试和比较，我们发现使用带入本期因子的模型表现最好，即通过横截面因子回归本期收益率，并利用回归系数来调整本期的因子权重。我们将这种方法称

为拟合版。

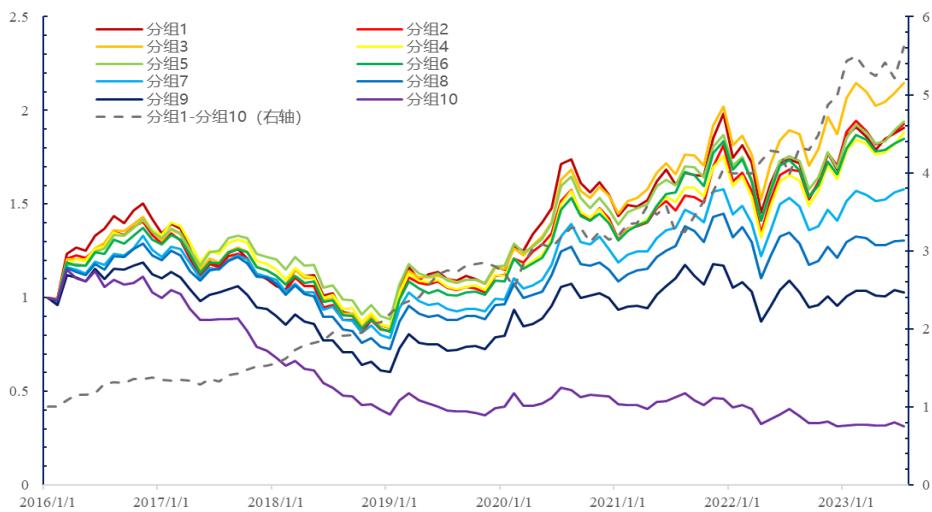
以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，下图 5 展示了最小二乘法拟合版的十分组及多空对冲净值走势，下图 6 展示了岭回归拟合版的十分组及多空对冲净值走势，表 6 比较了两种拟合版和等权多因子组合的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，两种回归模型的拟合版的年化收益率，信息比率，胜率等指标均高于两种回归模型的预测版，但依旧低于等权方法。

图5：最小二乘法拟合版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图6：岭回归拟合版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表6：拟合版的十分组多空对冲绩效指标

	最小二乘法	岭回归	等权
年化收益率:	23.55%	25.86%	39.36%
波动率:	13.39%	13.73%	13.06%
信息比率:	1.759	1.884	3.015
胜率:	68.89%	70.00%	76.67%
最大回撤	12.26%	11.50%	11.09%
IC	-0.065	-0.067	-0.084
ICIR	-2.299	-2.341	-3.030
RankIC	-0.068	-0.074	-0.114
RankICIR	-2.247	-2.468	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

3.2. 滤波方法

传统的截面因子回归收益率方法忽略了时序相关性，为了解决这个问题，我们引入了三种滤波方法来建立回归系数在时间上的联系，并减少异常点对模型的影响。这些滤波方法可以是线性的或非线性的，通过对回归系数进行平滑处理和修正异常值。

这些滤波方法的目的是消除数据中的噪声和非系统性波动，从而提取出更平稳和准确的回归系数序列。下面介绍三种常见的滤波方法：

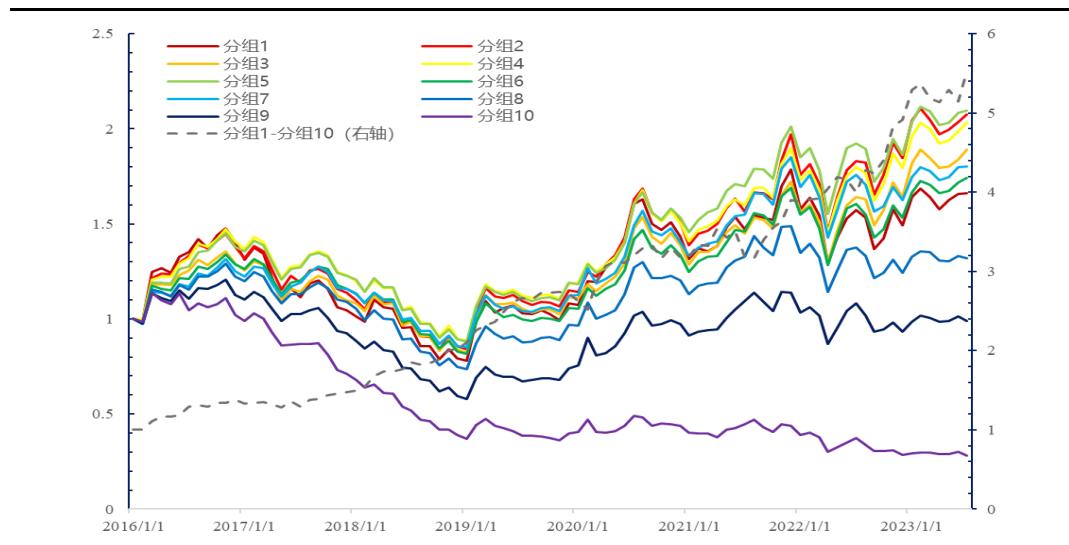
3.2.1. 小波滤波

小波滤波是一种信号处理技术，通过小波分解和重构的方式对信号进行分析和处理。它具有多尺度分析、局部特征表示和检测特定频率成分等优势。以下是小波滤波的具体步骤：

- 1) 选择适当的小波函数：小波函数是用于分析信号的基础函数，不同的小波函数可以适用于不同类型的信号。
- 2) 进行小波变换：将信号从时域转换到小波域。
- 3) 对每个子带进行滤波：在小波域，可以对每个小波子带进行滤波处理，从而去除噪声、平滑信号或者检测特定频率成分。
- 4) 重构信号：将滤波后的小波系数通过逆小波变换进行重构，得到滤波后的信号。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，小波滤波拟合版的月度 IC 均值为 -0.068，RankIC 均值为 -0.073，年化 ICIR 为 -2.387，年化 RankICIR 为 -2.388。下图 7 展示了小波滤波拟合版的十分组及多空对冲净值走势，表 7 比较了小波滤波拟合版和最小二乘法拟合版的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，小波滤波拟合版的年化收益率、信息比率、胜率等指标均高于最小二乘法拟合版。

图7：小波滤波拟合版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表7：小波滤波拟合版的十分组多空对冲绩效指标

滤波方法	小波分解	最小二乘法	等权
年化收益率：	25.59%	23.55%	39.36%
波动率：	13.61%	13.39%	13.06%
信息比率：	1.880	1.759	3.015
胜率：	71.11%	68.89%	76.67%
最大回撤	10.59%	12.26%	11.09%
IC	-0.068	-0.065	-0.084
ICIR	-2.387	-2.299	-3.030
RankIC	-0.073	-0.068	-0.114
RankICIR	-2.388	-2.247	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

3.2.2. 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波（Kalman Filter）是一种递归滤波器。它基于一系列观测值，并利用已知的动力学模型和测量模型来估计系统的真实状态。卡尔曼滤波的核心思想是通过递归地进行状态预测和状态更新来获得最优的状态估计，并能够适应系统模型和测量数据的不确定性。

卡尔曼滤波可以分成两个主要步骤：

1) 状态预测（时间更新）：

$$\tilde{x}_k^- = A\tilde{x}_{k-1} + Bu_k$$

$$\tilde{x}_k = \tilde{x}_k^- + k(z_k - H\tilde{x}_k^-)$$

其中， x_k ：当前 k 时刻的状态真实值、 \tilde{x}_k ：当前 k 时刻的先验状态估计值（状态的预测值）、 \tilde{x}_k^- ：当前 k 时刻的后验状态估计值（状态的最优估计值）， \tilde{x}_{k-1} 是上一时刻 k-1 时刻的状态真实值， A 为状态转移矩阵， B 为控制输入矩阵。

2) 状态更新（测量更新）：

$$K = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

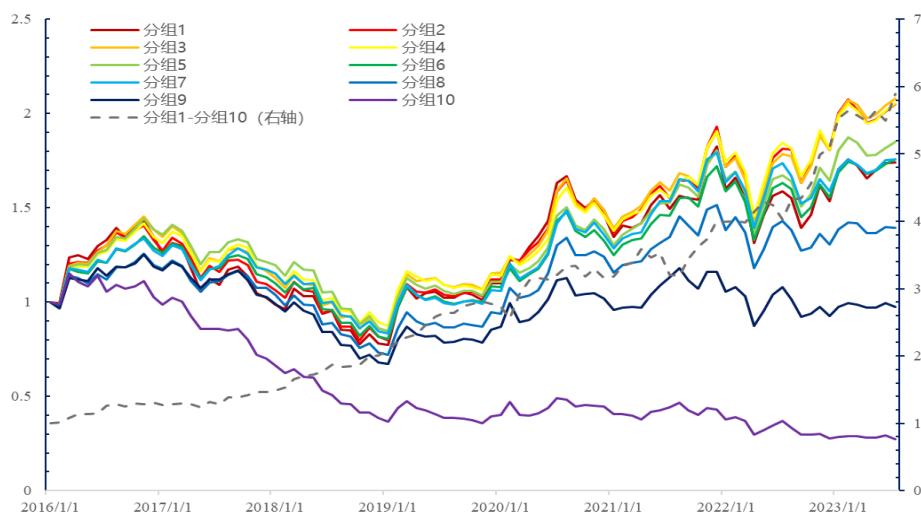
$$P_k = (I - KH)P_k^-$$

$$P_k^- = AP_{k-1}A^T + Q$$

其中， z_k 是当前时刻 k 的测量值， K 是卡尔曼增益， P_k^- 是真实值和预测值之间的协方差矩阵， H 是状态观测矩阵， R 是测量噪声的协方差矩阵， Q 是系统噪声的协方差矩阵。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，卡尔曼滤波拟合版的月度 IC 均值为 -0.070，RankIC 均值为 -0.074，年化 ICIR 为 -2.493，年化 RankICIR 为 -2.420。下图 8 展示了卡尔曼滤波拟合版的十分组及多空对冲净值走势，表 8 比较了卡尔曼滤波拟合版和最小二乘法拟合版的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，卡尔曼滤波拟合版的年化收益率、信息比率、胜率等指标均高于最小二乘法拟合版。

图8：卡尔曼滤波拟合版十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表8：卡尔曼滤波拟合版的十分组多空对冲绩效指标

滤波方法	卡尔曼滤波	最小二乘法	等权
年化收益率:	26.68%	23.55%	39.36%
波动率:	13.41%	13.39%	13.06%
信息比率:	1.989	1.759	3.015
胜率:	73.33%	68.89%	76.67%
最大回撤	11.05%	12.26%	11.09%
IC	-0.070	-0.065	-0.084
ICIR	-2.493	-2.299	-3.030
RankIC	-0.074	-0.068	-0.114
RankICIR	-2.420	-2.247	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

3.2.3. 高斯滤波

高斯滤波是一种基于高斯函数的平滑滤波方法，适用于一维信号数据的平滑和降噪。它的原理是在输入信号的每个像素位置应用高斯核函数，并计算周围像素的加权平均值，从而实现平滑的效果。高斯滤波的优势在于它能够平滑信号并降低噪声的同时，尽可能地保持细节和边缘信息。

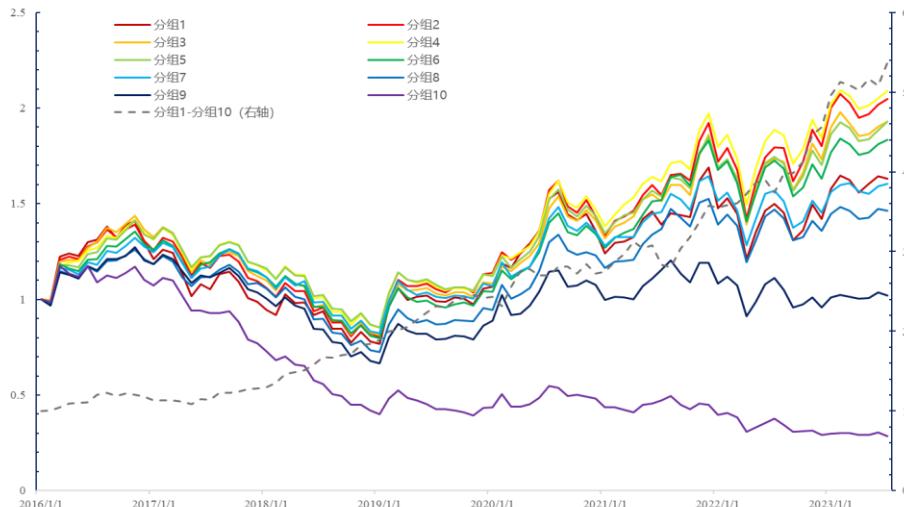
高斯核函数的表达式为：

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

其中 σ 代表高斯核函数的标准差。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，高斯滤波拟合版的月度 IC 均值为 -0.067，RankIC 均值为 -0.070，年化 ICIR 为 -2.480，年化 RankICIR 为 -2.379。下图 9 展示了高斯滤波拟合版的十分组及多空对冲净值走势，表 9 比较了高斯滤波拟合版和最小二乘法拟合版的多空对冲绩效指标。在整段回测期内，高斯滤波拟合版的年化收益率、信息比率、胜率等指标均高于最小二乘法拟合版。

图9：高斯滤波十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表9：高斯滤波的十分组多空对冲绩效指标

滤波方法	高斯滤波	最小二乘法	等权
年化收益率：	25.14%	23.55%	39.36%
波动率：	12.23%	13.39%	13.06%
信息比率：	2.055	1.759	3.015
胜率：	74.44%	68.89%	76.67%
最大回撤	11.49%	12.26%	11.09%
IC	-0.067	-0.065	-0.084
ICIR	-2.480	-2.299	-3.030
RankIC	-0.070	-0.068	-0.114
RankICIR	-2.379	-2.247	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

3.2.4. 线性模型总结

从表 10 中可见，相较于最小二乘法拟合版，三种滤波方法均能提高模型的信息比率。但在多因子拟合中，三种滤波方法表现均不及等权方法。

表10：不同滤波方法的十分组多空对冲绩效指标

滤波方法	小波分解	卡尔曼滤波	高斯滤波	最小二乘法	等权
年化收益率：	25.59%	26.68%	25.14%	23.55%	39.36%
波动率：	13.61%	13.41%	12.23%	13.39%	13.06%
信息比率：	1.880	1.989	2.055	1.759	3.015
胜率：	71.11%	73.33%	74.44%	68.89%	76.67%
最大回撤	10.59%	11.05%	11.49%	12.26%	11.09%
IC	-0.068	-0.070	-0.067	-0.065	-0.084
ICIR	-2.387	-2.493	-2.480	-2.299	-3.030
RankIC	-0.073	-0.074	-0.070	-0.068	-0.114
RankICIR	-2.388	-2.420	-2.379	-2.247	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

4. 非线性多因子组合方法

传统的线性模型可能无法完全捕捉因子与收益率之间的所有关系。而非线性模型由于其复杂性，能够更好地捕捉这些关系。滚动窗口方法可以捕捉时间序列的动态关系。因此，非线性模型结合滚动窗口方法在因子研究中可以带来新的视角和提高预测的准确性。

滚动窗口方法步骤：

- 1) 设定窗口大小，如 10 期
- 2) 将前 10 期的因子值和相应的股票收益率作为训练集
- 3) 使用已训练的模型预测第 11 期的因子值

下面介绍四种经典的非线性模型：

4.1. 支持向量回归（SVR）

SVR（Support Vector Regression）是一种基于支持向量机的回归方法，用于建立非线性的回归模型。SVR 的优势在于其鲁棒性强、泛化能力强以及能够处理非线性关系。SVR 的原理是通过在特征空间中构建一个最优超平面，将输入数据映射到一个高维特征空间，使得到超平面最远的样本点的间隔最小，从而实现对回归函数的拟合。

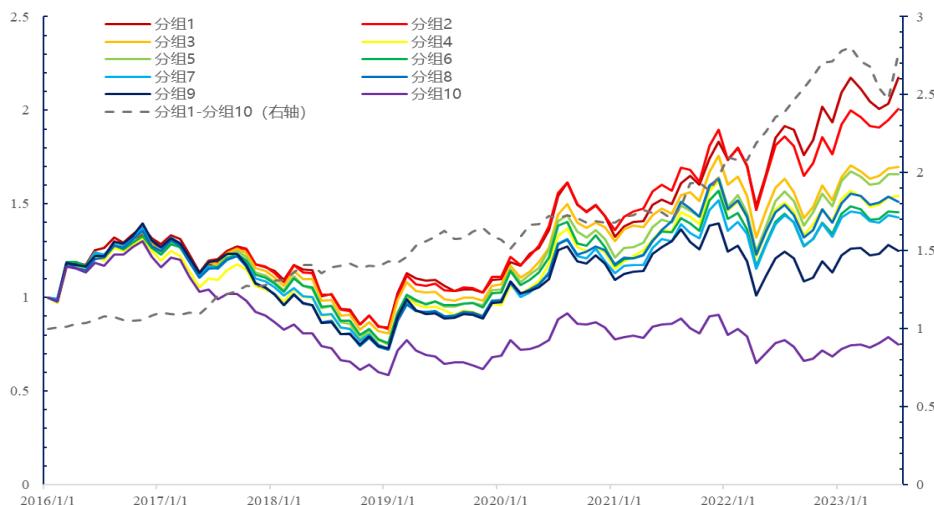
SVR 数学表达如下：

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\tilde{a}_i - a_i) K(x_i^T x) + b$$

其中， $K(x_i^T x)$ 为核函数。核函数可以将输入数据映射到高维特征空间，使得非线性问题在高维空间中成为线性可分的问题。常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数和高斯核函数等。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，SVR（窗口为 5）的月度 IC 均值为 -0.017，RankIC 均值为 -0.032，年化 ICIR 为 -1.039，年化 RankICIR 为 -1.684。下图 10 展示了 SVR 的十分组及多空对冲净值走势，表 11 展示了 SVR 不同窗口的多空对冲绩效指标。

图10：支持向量回归十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表11：支持向量回归的十分组多空对冲绩效指标

窗口大小	5	10	等权
年化收益率：	11.31%	14.51%	39.36%
波动率：	8.10%	9.46%	13.06%
信息比率：	1.397	1.533	3.015
胜率：	68.89%	66.67%	76.67%
最大回撤	9.94%	12.00%	11.09%
IC	-0.017	-0.026	-0.084
ICIR	-1.039	-1.449	-3.030
RankIC	-0.032	-0.041	-0.114
RankICIR	-1.684	-2.051	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

4.2. XGBOOST

XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) 是一种高效的集成学习算法，用于解决回归和分类问题。它通过迭代训练弱学习器来构建强学习器，每个弱学习器通过拟合前面弱学习器的残差来提升整体模型的预测能力。XGBoost 通过优化损失函数和引入正则化项，来最小化预测值与真实值之间的误差，并限制模型的复杂度，从而提高模型的预测性能和泛化能力。

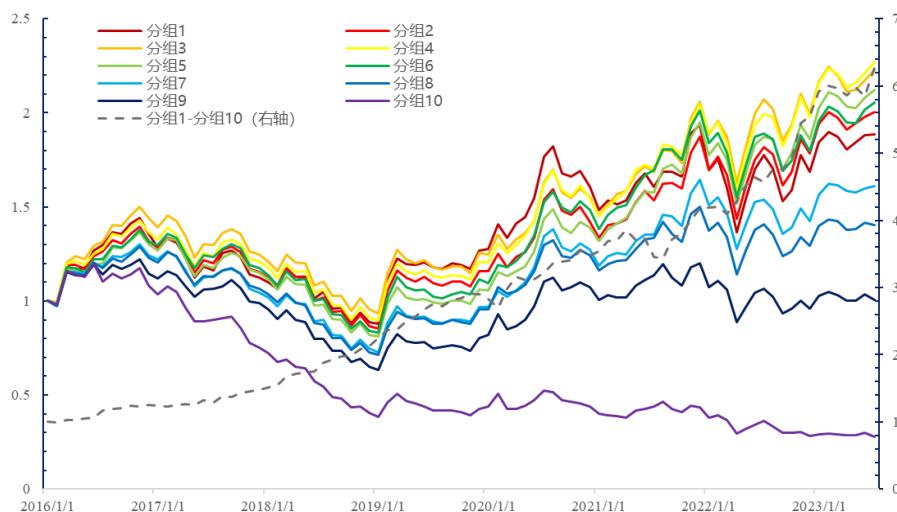
XGBoost 的损失函数可以表示为：

$$\text{损失函数} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} (y_i - \tilde{y}_i)^2 + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$$

其中， y_i 表示真实值， \tilde{y}_i 表示预测值， k 为弱学习器的数量， f_k 表示第 k 个弱学习器， $\Omega(f_k)$ 表示弱学习器的复杂度，可以是树的叶子节点个数或树的叶子节点权重的 L2 正则化。第一项是均方误差损失函数，衡量真实标签和预测值之间的差距；第二项是正则化项，控制模型复杂度，防止过拟合。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，XGBoost 的月度 IC 均值为 -0.073，RankIC 均值为 -0.081，年化 ICIR 为 -2.920，年化 RankICIR 为 -3.319。下图 11 展示了 XGBoost 的十分组及多空对冲净值走势，表 12 展示了 XGBoost 的多空对冲绩效指标。

图11：XGBOOST 十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表12：XGBOOST 的十分组多空对冲绩效指标

窗口大小	10	等权
年化收益率:	32.00%	39.36%
波动率:	12.62%	13.06%
信息比率:	2.536	3.015
胜率:	76.53%	76.67%
最大回撤	10.99%	11.09%
IC	-0.073	-0.084
ICIR	-2.920	-3.030
RankIC	-0.081	-0.114
RankICIR	-3.319	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

4.3. 随机森林

随机森林（Random Forest）是一种强大的集成学习算法，通过组合多个决策树来进行分类和回归任务。它由 Breiman 和 Cutler 于 2001 年提出，并且在机器学习领域广泛应用。

随机森林的核心思想是构建一个由多个决策树组成的集合，每个决策树都独立地对输入数据进行判断。在训练过程中，随机森林采用自助采样技术，从原始训练数据集中有放回地抽样生成多个不同的训练子集。然后，对于每个子集，独立地构建一个决策树模型。在分类任务中，最终的分类结果由所有决策树投票产生。在回归任务中，最终的预测结果是所有决策树的平均值或加权平均值。

随机森林有几个重要的参数需要调整，以获得最佳的性能和泛化能力：

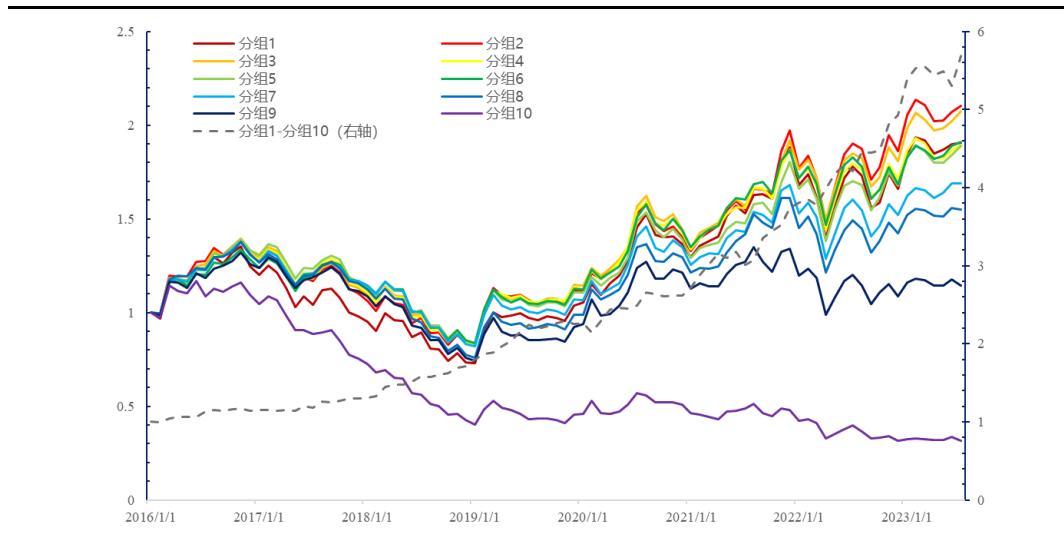
- 1) 树的数量：增加树的数量可以提高模型的表现，但也会增加计算开销。
- 2) 树的最大深度：树的最大深度控制决策树可以生长的最大层数。较大的最大深度能够提高模型的拟合能力，但也增加过拟合的风险；较小的最大深度可能导致欠拟合。
- 3) 分裂节点最少样本数：该参数定义进行节点分裂所需的最小样本数量。较高的值可以减少过拟合，但可能会忽略一些特征；较低的值可以增加模型的灵活性，但增加过拟合的风险。

- 4) 叶节点最少样本数：该参数定义叶节点的最小样本数量。较小的值可以使树更深，但增加过拟合的风险；较大的值限制树的深度，减少过拟合的风险，但可能导致欠拟合。

调整这些参数需要根据具体的问题和数据集的特点来进行。常用的方法是使用交叉验证等技术，在不同的参数组合下评估模型的性能，选择最佳的参数配置。这样可以使随机森林适应数据的特点，并获得较好的预测性能。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，随机森林的月度 IC 均值为 -0.060，RankIC 均值为 -0.066，年化 ICIR 为 -2.398，年化 RankICIR 为 -2.523。下图 12 展示了随机森林的十分组及多空对冲净值走势，表 13 展示了随机森林的多空对冲绩效指标。

图12：随机森林十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表13：随机森林的十分组多空对冲绩效指标

窗口大小	10	等权
年化收益率：	26.08%	39.36%
波动率：	10.80%	13.06%
信息比率：	2.414	3.015
胜率：	73.33%	76.67%
最大回撤	6.68%	11.09%
IC	-0.060	-0.084
ICIR	-2.398	-3.030
RankIC	-0.066	-0.114
RankICIR	-2.523	-4.110

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

4.4. 神经网络

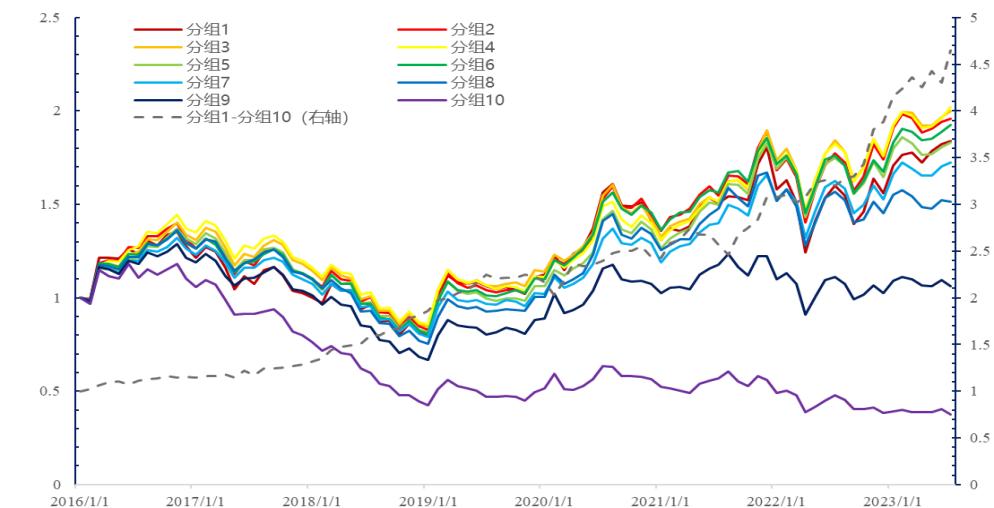
神经网络（Neural Network）是一种受人类神经系统启发的机器学习模型，用于模拟和处理复杂的非线性关系。它模拟了大脑中的神经元之间的连接和信息传递，并用于解决各种任务，如分类、回归、语言处理和图像识别等。

神经网络由多个连接的节点或神经元组成，这些神经元通过权重和激活函数的组合来处理输入数据并生成输出。这些节点分布在不同的层中，包括输入层、隐藏层和输出层。输入层接收原始数据，而隐藏层是神经网络的核心，用于提取输入数据中的特征。最后，输出层根据学习到的模式和关联生成最终的预测或输出结果。

在神经网络中，还有一些特殊的层结构被广泛应用。其中，ANN（Artificial Neural Network）是基本的全连接层网络形式，它将每个神经元与上一层的所有神经元相连接。RNN（Recurrent Neural Network）引入了循环结构，使得网络能够处理序列数据，并具有记忆性。而 GRU（Gated Recurrent Unit）是对 RNN 的改进，通过引入门控机制来更好地处理长期依赖性问题。

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，我们采用了一种隐藏层为 ANN 的神经网络模型进行拟合，以下简称 ANN。ANN 的月度 IC 均值为 -0.057，RankIC 均值为 -0.063，年化 ICIR 为 -2.385，年化 RankICIR 为 -2.578。下图 13 展示了 ANN 的十分组及多空对冲净值走势，表 14 展示了 ANN 的多空对冲绩效指标。

图13：ANN 的十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表14: ANN 的十分组多空对冲绩效指标

窗口大小	10	等权
年化收益率:	23.59%	39.36%
波动率:	11.60%	13.06%
信息比率:	2.033	3.0147
胜率:	76.84%	76.67%
最大回撤	10.21%	11.09%
IC	-0.057	-0.0842
ICIR	-2.385	-3.0296
RankIC	-0.063	-0.1143
RankICIR	-2.578	-4.1103

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

5. 多因子模型的灵活应用

5.1. 东吴金工单因子的表现

表 15 是本次多因子模型用到的底层单因子的绩效表现, 以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间。其中最好的单因子也将成为最终组合所要战胜的基准。

表15: 东吴因子的十分组多空对冲绩效指标

因子	年化收益率	波动率	信息比率	胜率	最大回撤	IC	ICIR	RankIC	RankICIR
SPS_Turbo	35.20%	11.40%	3.087	78.43%	6.11%	-0.034	-2.213	-0.093	-3.588
SPS	44.24%	14.67%	3.016	80.39%	12.16%	-0.081	-2.908	-0.109	-3.385
STR	40.59%	14.97%	2.711	72.55%	11.48%	-0.075	-2.494	-0.109	-3.257
UTD	19.95%	7.41%	2.692	76.47%	4.01%	-0.043	-2.656	-0.068	-4.03
UTR	40.54%	15.26%	2.656	73.53%	12.31%	-0.074	-2.457	-0.109	-3.217
TPS	41.86%	16.36%	2.558	76.47%	15.71%	-0.082	-2.578	-0.109	-3.011
RCP	17.82%	6.98%	2.554	80.39%	6.30%	-0.037	-2.392	-0.05	-2.803
TPS_Turbo	33.98%	13.71%	2.478	75.49%	10.83%	-0.042	-2.34	-0.098	-3.285
RPV	17.43%	7.08%	2.462	76.47%	4.96%	-0.033	-2.357	-0.049	-3.162
殊途同归	20.51%	9.02%	2.275	77.45%	8.05%	-0.044	-2.229	-0.065	-3.233
SCR	15.12%	10.19%	1.483	68.63%	11.43%	-0.03	-1.579	-0.041	-1.825
GTR	15.18%	10.36%	1.465	65.69%	4.94%	-0.016	-1.339	-0.035	-1.818
Pct_Turn20	14.10%	13.03%	1.082	64.71%	13.55%	-0.033	-1.305	-0.04	-1.418

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

5.2. 东吴金工单因子的截面时序相关性、共线性、综合得分

在前述的非线性和线性拟合中, 我们观察到因子之间存在的相关性和共线性, 对最终的拟合结果产生了一定的影响。对于线性拟合方法而言, 当相关性和共线性较高的因

子组合在拟合过程中，其生成的新因子的信息比率往往无法超过单个因子。相反地，当相关性和共线性较低的因子组合进行线性拟合时，通常能够得到超过单个因子信息比率的结果。然而，对于非线性拟合方法，尽管高相关性的因子组合仍然不适用，但相对于线性拟合方法而言，它对相关性的要求并不那么严格。在某些高相关性组合中，非线性拟合仍然能够获得良好的拟合结果。

因此，我们需要重新定义一个全新的打分方法：

$$\text{综合得分} = \text{相关性} * \text{共线性}$$

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，下图 14 展现了东吴金工因子的截面时序相关性，图 15 展现了东吴金工因子的截面时序共线性，图 16 展现了东吴金工因子的截面时序综合评分。我们认为综合评分数值越大，双因子间越不适合进行线性拟合。

图14：东吴金工因子截面时序的相关性

相关性	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	Pct_Turn20	SCR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.00	0.09	0.05	0.01	0.04	0.07	0.04	0.14	0.08	0.08	0.06	0.02	0.03
UTD	0.09	1.00	0.23	0.15	0.22	0.36	0.50	0.43	0.37	0.37	0.17	0.24	0.17
RPV	0.05	0.23	1.00	0.51	0.05	0.16	0.13	0.18	0.16	0.18	0.17	0.07	0.07
殊途同归	0.01	0.15	0.51	1.00	0.03	0.18	0.13	0.23	0.22	0.26	0.27	0.10	0.10
GTR	0.04	0.22	0.05	0.03	1.00	0.15	0.19	0.12	0.09	0.11	0.03	0.28	0.20
Pct_Turn20	0.07	0.36	0.16	0.18	0.15	1.00	0.80	0.41	0.37	0.44	0.32	0.28	0.24
SCR	0.04	0.50	0.13	0.13	0.19	0.80	1.00	0.36	0.31	0.38	0.19	0.27	0.19
STR	0.14	0.43	0.18	0.23	0.12	0.41	0.36	1.00	0.93	0.81	0.72	0.48	0.48
UTR	0.08	0.37	0.16	0.22	0.09	0.37	0.31	0.93	1.00	0.84	0.79	0.48	0.49
SPS	0.08	0.37	0.18	0.26	0.11	0.44	0.38	0.81	0.84	1.00	0.84	0.46	0.42
TPS	0.06	0.17	0.17	0.27	0.03	0.32	0.19	0.72	0.79	0.84	1.00	0.35	0.43
SPS_Turbo	0.02	0.24	0.07	0.10	0.28	0.28	0.27	0.48	0.48	0.46	0.35	1.00	0.87
TPS_Turbo	0.03	0.17	0.07	0.10	0.20	0.24	0.19	0.48	0.49	0.42	0.43	0.87	1.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图15：东吴金工因子截面时序的共线性

共线性	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	Pct_Turn20	SCR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.04	0.04	0.03	0.04	0.03	0.07	0.09	0.49	0.37	0.01	0.00	0.06	0.01
UTD	0.04	1.67	0.23	0.01	0.16	0.28	0.73	0.55	0.05	0.51	0.66	0.08	0.01
RPV	0.03	0.23	1.39	0.66	0.01	0.07	0.06	0.04	0.05	0.03	0.04	0.06	0.03
殊途同归	0.04	0.01	0.66	1.42	0.00	0.11	0.05	0.14	0.18	0.01	0.30	0.04	0.06
GTR	0.03	0.16	0.01	0.00	1.14	0.02	0.06	0.04	0.16	0.00	0.01	0.48	0.18
Pct_Turn20	0.07	0.28	0.07	0.11	0.02	3.09	2.43	0.35	0.27	0.10	0.36	0.15	0.20
SCR	0.09	0.73	0.06	0.05	0.06	2.43	3.39	0.04	0.13	0.51	0.56	0.30	0.26
STR	0.49	0.55	0.04	0.14	0.04	0.35	0.04	8.60	7.23	0.84	0.64	0.03	0.33
UTR	0.37	0.05	0.05	0.18	0.16	0.27	0.13	7.23	10.07	1.13	1.84	0.30	0.05
SPS	0.01	0.51	0.03	0.01	0.00	0.10	0.51	0.84	1.13	6.18	3.57	1.62	1.48
TPS	0.00	0.66	0.04	0.30	0.01	0.36	0.56	0.64	1.84	3.57	5.10	1.61	1.58
SPS_Turbo	0.06	0.08	0.06	0.04	0.48	0.15	0.30	0.03	0.30	1.62	1.61	5.32	4.42
TPS_Turbo	0.01	0.01	0.03	0.06	0.18	0.20	0.26	0.33	0.05	1.48	1.58	4.42	5.05

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图16：东吴金工因子截面时序的综合评分

	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	Pct_Turn20	SCR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00
UTD	0.00	1.67	0.05	0.00	0.03	0.10	0.36	0.23	0.02	0.19	0.11	0.02	0.00
RPV	0.00	0.05	1.39	0.33	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00
殊途同归	0.00	0.00	0.33	1.42	0.00	0.02	0.01	0.03	0.04	0.00	0.08	0.00	0.01
GTR	0.00	0.03	0.00	0.00	1.14	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.14	0.03
Pct_Turn20	0.00	0.10	0.01	0.02	0.00	3.09	1.95	0.14	0.10	0.05	0.11	0.04	0.05
SCR	0.00	0.36	0.01	0.01	0.01	1.95	3.39	0.01	0.04	0.19	0.11	0.08	0.05
STR	0.07	0.23	0.01	0.03	0.01	0.14	0.01	8.60	6.73	0.68	0.46	0.02	0.16
UTR	0.03	0.02	0.01	0.04	0.01	0.10	0.04	6.73	10.07	0.94	1.45	0.14	0.02
SPS	0.00	0.19	0.01	0.00	0.00	0.05	0.19	0.68	0.94	6.18	3.02	0.74	0.63
TPS	0.00	0.11	0.01	0.08	0.00	0.11	0.11	0.46	1.45	3.02	5.10	0.56	0.67
SPS_Turbo	0.00	0.02	0.00	0.00	0.14	0.04	0.08	0.02	0.14	0.74	0.56	5.32	3.86
TPS_Turbo	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.05	0.05	0.16	0.02	0.63	0.67	3.86	5.05

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

5.3. 主成分分析在同类因子中的应用

主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）是一种常用的无监督学习方法，用于降低数据维度并发现数据中的主要变化模式。PCA 通过线性变换将原始数据投影到新的坐标系中，使得数据在新坐标系下的方差最大化。这些新的坐标被称为主成分，它们是原始数据中的线性组合。

PCA 的主要步骤如下：

- 1) 对原始数据进行标准化处理。
- 2) 计算协方差矩阵。
- 3) 计算协方差矩阵的特征值和对应的特征向量
- 4) 根据特征值的大小选择最重要的主成分，可以通过保留累计解释方差的阈值来确定所需的主成分数量。
- 5) 将原始数据投影到选定的主成分上，得到降维后的数据集。

PCA 是一种强大的数据分析工具，可以帮助我们发现数据中的主要变化模式，减少冗余信息，并消除多重共线性问题。在东吴金工因子截面时序的综合评分（图 16）中，我们可以观察到三个高相关性和高共线性的因子类别，分别是 (SPS, TPS), (SPS_Turbo,

TPS_Turbo), (UTR, STR)。

针对这些因子类别，我们以 2016/01/01-2023/07/31 作为回测区间，比较了主成分分析 (PCA)、等权以及单因子的回测绩效指标。在比较结果中（表 16-18），我们发现使用 PCA 方法可以得到一个中性的新因子。这个中性因子的信息比率介于较好的单一因子和较差的单一因子之间。尽管这个中性因子可能无法超越较好的单一因子，但三组 PCA 的信息比率均超过了等权方法。

综上所述，使用 PCA 对高相关性和共线性的因子进行合成可以得到一个中性因子。相比于使用等权方法合成的因子，在后续的模型拟合过程中，这个中性因子表现出更好的性能。通过将多个相关因子合成为中性因子，主成分分析能够降低线性模型拟合中的多重共线性问题，并提高因子组合的解释能力和预测能力。

表16：UTR, STR 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标

	PCA	等权	UTR	STR
年化收益率:	38.36%	37.96%	38.14%	38.37%
波动率:	14.78%	14.91%	15.06%	14.78%
信息比率:	2.595	2.546	2.533	2.596
胜率:	72.22%	73.33%	73.33%	72.22%
最大回撤	11.48%	12.07%	12.31%	11.48%
IC	-0.077	-0.077	-0.076	-0.077
ICIR	-2.508	-2.496	-2.482	-2.508
RankIC	-0.107	-0.108	-0.108	-0.107
RankICIR	-3.098	-3.083	-3.066	-3.098

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表17：SPS, TPS 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标

	PCA	等权	SPS	TPS
年化收益率:	39.98%	40.11%	39.67%	38.53%
波动率:	15.18%	15.27%	13.98%	15.93%
信息比率:	2.633	2.627	2.837	2.419
胜率:	77.78%	76.67%	78.89%	75.56%
最大回撤	13.90%	13.38%	12.16%	15.71%
IC	-0.084	-0.084	-0.081	-0.082
ICIR	-2.790	-2.777	-2.925	-2.596
RankIC	-0.109	-0.109	-0.105	-0.106
RankICIR	-3.077	-3.064	-3.180	-2.862

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表18: SPS_Turbo, TPS_Turbo 主成分分析的十分组多空对冲绩效指标

	PCA	等权	SPS_Turbo	TPS_Turbo
年化收益率:	33.02%	32.89%	32.79%	31.96%
波动率:	11.77%	12.12%	10.79%	13.16%
信息比率:	2.805	2.713	3.038	2.428
胜率:	74.44%	74.44%	76.67%	73.33%
最大回撤	7.86%	8.44%	6.11%	10.83%
IC	-0.040	-0.042	-0.036	-0.045
ICIR	-2.453	-2.499	-2.362	-2.487
RankIC	-0.094	-0.095	-0.090	-0.096
RankICIR	-3.428	-3.341	-3.506	-3.173

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

6. 基于相关性和共线性和信息偏离度的多因子决策树模型

6.1. 多因子决策树模型

多因子决策树模型是一个有序的决策过程，旨在通过对测试集中因子的相关性、共线性和信息偏离度进行分析，以选择和合成因子。这个模型综合考虑了因子之间的关系，并通过迭代的方式进行层层决策，最终得到最优的拟合方案。

以下是多因子决策树模型的具体步骤：

- 1) 选择测试集：选择一个时间区间用作测试集。
- 2) 相关性测试和共线性测试：对于测试集中的因子，进行相关性测试和共线性测试，以确定它们之间的相关性和共线性。
- 3) 计算综合得分 α ：根据相关性和共线性的结果，计算每个因子的综合得分 α 。如果一个因子的综合得分 α 大于 1.5，则将其划分到同一类内。
- 4) 计算信息偏离度 β ：针对形成的不同类组合，计算其信息偏离度 β 。信息偏离度 β 衡量了组合与单因子之间的差异，用于评估组合的性能。
- 5) 根据信息偏离度获取树权组合：
 - 获得不同类树权组合：根据信息偏离度 β ，从高到低选择每个不同类组合作为树权组合。确保选择的组合满足约束条件，即：不在同一个类别 ($\alpha < 1.5$) 且信息偏离度 β 为正 ($\beta > 0$)。
 - 获得同类树权组合：如果无法匹配不同类树权组合，但仍存在同类因子 ($\alpha > 1.5$)，则将同类因子作为同类树权组合。

6) 进入下一层决策树:

- 对于不同类树权组合，采用线性滤波方法进行拟合。
- 对于同类树权组合，根据综合得分 α 的范围选择非线性方法 ($1.5 < \alpha < 3$) 或 PCA 方法 ($3 < \alpha$) 进行拟合。
- 同时，将剩余的单因子与组合一起进入下一层决策树。

7) 循环迭代：按照以上步骤反复进行下一层决策树的拟合，直到无法找到任何树权组合。这意味着没有更多的因子可以合成，剩余的因子将形成最终的因子。

6.2. 多因子决策树推演

6.2.1. 第一层推演

本章我们将用东吴金工的 11 个因子进行多因子决策树模型推演。首先，我们将选取 2014/05/31 到 2015/12/31 作为模型的测试集，以进行因子之间的相关性、共线性和信息偏离度的测算。图 17 和图 18 展示了东吴金工因子测试集的相关性和共线性情况，而图 19 展示了东吴金工因子测试集的综合得分 (α)。

根据综合得分 (α) 大于 1.5 的标准，我们可以将东吴金工因子分为以下两个类别：

- 1) 3 类：(SPS, TPS)、(SPS_Turbo, TPS_Turbo)、(UTR, STR)
- 2) 5 个单独的因子：RCP, UTD, RPV, 殊途同归, GTR

图17：东吴金工因子测试集的相关性

相关性	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.00	0.04	0.00	0.05	0.04	0.04	0.02	0.09	0.03	0.02	0.01
UTD	0.04	1.00	0.16	0.11	0.10	0.47	0.40	0.39	0.14	0.23	0.15
RPV	0.00	0.16	1.00	0.44	0.00	0.15	0.13	0.12	0.12	0.04	0.04
殊途同归	0.05	0.11	0.44	1.00	0.00	0.16	0.20	0.25	0.31	0.12	0.16
GTR	0.04	0.10	0.00	0.00	1.00	0.07	0.03	0.07	0.00	0.17	0.13
STR	0.04	0.47	0.15	0.16	0.07	1.00	0.93	0.73	0.58	0.45	0.45
UTR	0.02	0.40	0.13	0.20	0.03	0.93	1.00	0.72	0.67	0.42	0.44
SPS	0.09	0.39	0.12	0.25	0.07	0.73	0.72	1.00	0.75	0.40	0.36
TPS	0.03	0.14	0.12	0.31	0.00	0.58	0.67	0.75	1.00	0.26	0.37
SPS_Turbo	0.02	0.23	0.04	0.12	0.17	0.45	0.42	0.40	0.26	1.00	0.86
TPS_Turbo	0.01	0.15	0.04	0.16	0.13	0.45	0.44	0.36	0.37	0.86	1.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图18：东吴金工因子测试集的共线性

共线性	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.02	0.00	0.03	0.06	0.03	0.13	0.18	0.17	0.06	0.05	0.02
UTD	0.00	1.44	0.11	0.06	0.07	0.60	0.00	0.52	0.54	0.12	0.17
RPV	0.03	0.11	1.29	0.59	0.01	0.41	0.27	0.12	0.02	0.00	0.08
殊途同归	0.06	0.06	0.59	1.40	0.01	0.49	0.30	0.13	0.29	0.03	0.15
GTR	0.03	0.07	0.01	0.01	1.04	0.13	0.21	0.05	0.03	0.19	0.02
STR	0.13	0.60	0.41	0.49	0.13	9.99	8.56	2.03	1.71	0.28	0.83
UTR	0.18	0.00	0.27	0.30	0.21	8.56	9.95	0.87	2.37	0.37	0.37
SPS	0.17	0.52	0.12	0.13	0.05	2.03	0.87	4.00	2.43	1.31	1.22
TPS	0.06	0.54	0.02	0.29	0.03	1.71	2.37	2.43	3.60	1.32	1.36
SPS_Turbo	0.05	0.12	0.00	0.03	0.19	0.28	0.37	1.31	1.32	4.78	4.07
TPS_Turbo	0.02	0.17	0.08	0.15	0.02	0.83	0.37	1.22	1.36	4.07	4.79

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图19：东吴金工因子测试集的综合打分

综合打分	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	1.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
UTD	0.00	1.44	0.02	0.01	0.01	0.28	0.00	0.20	0.07	0.03	0.03
RPV	0.00	0.02	1.29	0.26	0.00	0.06	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00
殊途同归	0.00	0.01	0.26	1.40	0.00	0.08	0.06	0.03	0.09	0.00	0.02
GTR	0.00	0.01	0.00	0.00	1.04	0.01	0.01	0.00	0.00	0.03	0.00
STR	0.01	0.28	0.06	0.08	0.01	9.99	7.98	1.48	0.99	0.13	0.37
UTR	0.00	0.00	0.03	0.06	0.01	7.98	9.95	0.63	1.59	0.16	0.16
SPS	0.01	0.20	0.01	0.03	0.00	1.48	0.63	4.00	1.83	0.52	0.44
TPS	0.00	0.07	0.00	0.09	0.00	0.99	1.59	1.83	3.60	0.35	0.50
SPS_Turbo	0.00	0.03	0.00	0.00	0.03	0.13	0.16	0.52	0.35	4.78	3.52
TPS_Turbo	0.00	0.03	0.00	0.02	0.00	0.37	0.16	0.44	0.50	3.52	4.79

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

下图 20 展现了东吴金工因子测试集的信息偏离度，我们将根据信息偏离度来选择不同类的树权组合。在不同类间，根据信息偏离度由高到低 ($\beta > 0$) 获得三个不同类的树权组合：(RCP, STR)、(UTD, RPV)、(UTR, GTR)

这些组合具有较高的信息偏离度，表示它们在信息比率上与单独的因子有明显差异。因此，我们选择这三个树权组合进行线性拟合。通过按照信息偏离度进行排序和选择，我们可以提高因子组合的质量和效果，并确保我们使用的因子具有更好的解释能力和预测能力。

图20：东吴金工因子测试集的信息偏离度

信息偏离度	RCP	UTD	RPV	殊途同归	GTR	STR	UTR	SPS	TPS	SPS_Turbo	TPS_Turbo
RCP	0.00	1.10	0.99	-0.35	0.17	1.88	1.49	1.87	1.38	0.84	0.88
UTD	1.10	0.00	1.10	-0.22	0.14	0.35	0.20	0.02	0.52	-0.27	0.67
RPV	0.99	1.10	0.00	-0.65	0.55	1.31	0.97	0.35	0.32	0.96	0.93
殊途同归	-0.35	-0.22	-0.65	0.00	-0.42	-1.03	-1.13	-1.16	-0.72	-1.68	-1.19
GTR	0.17	0.14	0.55	-0.42	0.00	0.54	0.50	-0.04	-0.16	-0.08	0.43
STR	1.88	0.35	1.31	-1.03	0.54	0.00	0.01	0.14	0.29	0.48	0.11
UTR	1.49	0.20	0.97	-1.13	0.50	0.01	0.00	0.06	0.23	0.39	0.09
SPS	1.87	0.02	0.35	-1.16	-0.04	0.14	0.06	0.00	-0.64	-0.17	-0.46
TPS	1.38	0.52	0.32	-0.72	-0.16	0.29	0.23	-0.64	0.00	-0.12	-0.19
SPS_Turbo	0.84	-0.27	0.96	-1.68	-0.08	0.48	0.39	-0.17	-0.12	0.00	-0.23
TPS_Turbo	0.88	0.67	0.93	-1.19	0.43	0.11	0.09	-0.46	-0.19	-0.23	0.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

在同类中，我们确定了两个同类树权组合：

- 1、(SPS, TPS) 2、(SPS_Turbo, TPS_Turbo)

针对具有较高相关性的 (SPS, TPS)，我们将采用非线性拟合方法（如随机森林）进行处理。通过这种方法，我们能够更准确地建立它们之间的关系，并生成一个新的因子。对于相关性过高的 (SPS_Turbo, TPS_Turbo)，我们将使用 PCA 降维的方法进行处理。这将帮助我们减少维度，并保留最重要的特征，以便形成一个新的因子。

因此，在这一层，我们得到了以下 5 个新因子：

- 1) LN (RCP, STR)
- 2) LN (UT, RPV)
- 3) LN (UTR, GTR)
- 4) RF (SPS, TPS) - 使用随机森林进行非线性拟合得到的因子
- 5) PCA (SPS_Turbo, TPS_Turbo) - 使用 PCA 降维处理得到的因子

通过以上处理，我们成功将原始因子转化为了一组新的因子，这些新因子和单因子（殊途同归）将进入下一层决策树进行进一步的分析和合成。

6.2.2. 第二层推演

在第一层合成的因子组合中，我们将选择相同的区间作为测试集，进行相关性、共线性和信息偏离度测试。图 21 和图 22 展示了第一层合成因子测试集的相关性和共线性，而图 23 展示了第一层合成因子测试集的综合得分 (a)。

在本层中，共有 6 个因子进入模型。根据综合评分大于 1.5 的标准，我们可以将这

些因子分为以下两个类别：

1) 1类组合：LN(RCP, STR)、LN(UTD, RPV)、LN(UTR, GTR)

2) 3个单独的因子：PCA (SPS_Turbo, TPS_turbo)、RF (SPS, TPS)、殊途同归

下图 24 展现了第一层合成因子测试集的信息偏离度，我们将根据信息偏离度来选择不同类的树权组合。在不同类间，根据信息偏离度由高到低 ($\beta > 0$) 获得一个不同类的树权组合：((UTD, RPV), RF(SPS, TPS))

在同一类别中，我们可以得到一个同类树权组合：(LN (RCP, STR), LN (UTD, RPV))

由于这两个因子之间的相关性过高，我们可以使用主成分分析 (PCA) 进行降维处理。

在这一层中，我们得到了两个新的因子：

1) PCA(LN (RCP, STR), LN(UTD, RPV))

2) LN (LN(UTD RPV), RF (SPS, TPS))

这些新因子，以及第一层合成因子 PCA(SPS_Turbo, TPS_turbo) 和单一因子（殊途同归），将用作下一层决策树的输入。

图21：第一层合成因子测试集的相关性

相关性	RCP STR	UTD RPV	UTR GTR	SPS_Turbo TPS_turbo	殊途同归	SPS TPS
RCP STR	1.00	0.81	0.98	0.24	0.16	0.49
UTD RPV	0.81	1.00	0.81	0.09	0.31	0.34
UTR GTR	0.98	0.81	1.00	0.28	0.17	0.49
SPS_Turbo TPS_turbo	0.24	0.09	0.28	1.00	0.16	0.28
殊途同归	0.16	0.31	0.17	0.16	1.00	0.26
SPS TPS	0.49	0.34	0.49	0.28	0.26	1.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图22：第一层合成因子测试集共线性

共线性	RCP STR	UTD RPV	UTR GTR	SPS_Turbo TPS_turbo	殊途同归	SPS TPS
RCP STR	30.77	0.44	29.90	1.35	0.05	0.73
UTD RPV	0.44	3.71	2.81	0.60	0.80	0.38
UTR GTR	29.90	2.81	33.25	2.06	0.62	0.21
SPS_Turbo TPS_turbo	1.35	0.60	2.06	1.29	0.23	0.16
殊途同归	0.05	0.80	0.62	0.23	1.26	0.31
SPS TPS	0.73	0.38	0.21	0.16	0.31	1.47

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图23：第一层合成因子测试集的综合打分

综合打分	RCP STR	UTD RPV	UTR GTR	SPS_Turbo TPS_turbo	殊途同归	SPS TPS
RCP STR	30.77	0.36	29.38	0.32	0.01	0.36
UTD RPV	0.36	3.71	2.28	0.05	0.25	0.13
UTR GTR	29.38	2.28	33.25	0.58	0.10	0.10
SPS_Turbo TPS_turbo	0.32	0.05	0.58	1.29	0.04	0.05
殊途同归	0.01	0.25	0.10	0.04	1.26	0.08
SPS TPS	0.36	0.13	0.10	0.05	0.08	1.47

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图24：第一层合成因子测试集的信息偏离度

信息偏离度	RCP STR	UTD RPV	UTR GTR	SPS_Turbo TPS_turbo	殊途同归	SPS TPS
RCP STR	0.00	0.35	0.20	-0.03	-1.16	-0.22
UTD RPV	0.35	0.00	-0.11	0.04	-1.85	1.50
UTR GTR	0.20	-0.11	0.00	-0.21	-1.47	-0.47
SPS_Turbo TPS_turbo	-0.03	0.04	-0.21	0.00	-1.39	-0.06
殊途同归	-1.16	-1.85	-1.47	-1.39	0.00	-1.78
SPS TPS	-0.22	1.50	-0.47	-0.06	-1.78	0.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

在第二层合成的因子组合中，我们将选择相同的区间作为测试集，进行相关性、共线性和信息偏离度测试。图 25 和图 26 展示了第二层合成因子测试集的相关性和共线性，而图 27 展示了第二层合成因子测试集的综合得分（ α ）。

在本层中，共有 4 个因子进入模型。这 4 个因子的综合评分均大于 1.5，因此不存在同类因子。

图 28 展示了第二层合成因子测试集的信息偏离度。根据信息偏离度 ($\beta > 0$)，我们可以选择不同类别的树权组合。根据信息偏离度从高到低的顺序，我们得到一个不同类别的树权组合：(LN (LN(UTD RPV), RF (SPS, TPS)), PCA(SPS_Turbo, TPS_turbo))。

在这一层中，我们得到了一个新的因子：

- 1) LN (LN (LN(UTD RPV), RF (SPS, TPS)), PCA(SPS_Turbo, TPS_turbo))

本层新因子，以及第二层合成因子 PCA(LN (RCP, STR), LN(UTD, RPV))和单一因子（殊途同归），将用作下一层决策树的输入。

6.2.3. 第三层推演

图25：第二层合成因子测试集的相关性

相关性	1	2	3	殊途同归
1	1.00	0.53	0.23	0.29
2	0.53	1.00	0.49	0.30
3	0.23	0.49	1.00	0.16
殊途同归	0.29	0.30	0.16	1.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图26：第二层合成因子测试集共线性

共线性	1	2	3	殊途同归
1	1.42	0.71	0.05	0.21
2	0.71	1.77	0.67	0.22
3	0.05	0.67	1.32	0.03
殊途同归	0.21	0.22	0.03	1.13

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图27：第二层合成因子测试集的综合打分

综合打分	1	2	3	殊途同归
1	1.42	0.37	0.01	0.06
2	0.37	1.77	0.33	0.07
3	0.01	0.33	1.32	0.00
殊途同归	0.06	0.07	0.00	1.13

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图28：第二层合成因子测试集的信息偏离度

信息偏离度	1	2	3	殊途同归
1	0.00	-0.16	0.01	-1.12
2	-0.16	0.00	-0.18	-1.37
3	0.01	-0.18	0.00	-1.24
殊途同归	-1.12	-1.37	-1.24	0.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

注：以下组合用数字代替： 1: PCA(LN (RCP, STR), LN(UTR, GTR))

、 2: PCA(LN (RCP, STR), LN (UTD, RPV))、 3: PCA(SPS_Turbo, TPS_Turbo)

在第三层合成因子中，我们选择相同的区间作为测试集，对这些因子进行相关性、共线性和信息偏离度测试。图 29 和图 30 展示了第三层合成因子测试集的相关性和共线性情况，而图 31 展示了这些因子的综合得分（ α ）。

根据所给的信息，本层中这 3 个因子的综合评分均大于 1.5，因此不存在同类因子。然而，根据图 32 展示的第三层合成因子测试集的信息偏离度，我们无法找到适合的不同类的树权组合。

在这种情况下，这三个因子无法进一步拟合。为了得到最终的东吴合成因子，我们可以将它们等权相加。通过将它们等权相加，可以综合利用它们的信息，为最终的合成因子提供更准确的预测能力和决策支持。

图29：第三层合成因子测试集的相关性

相关性	1	2	殊途同归
1	1.00	0.49	0.27
2	0.49	1.00	0.30
殊途同归	0.27	0.30	1.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图30：第三层合成因子测试集共线性

共线性	1	2	殊途同归
1	1.35	0.61	0.18
2	0.61	1.37	0.25
殊途同归	0.18	0.25	1.13

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图31：第三层合成因子测试集的综合打分

综合打分	1	2	殊途同归
1	1.35	0.30	0.05
2	0.30	1.37	0.08
殊途同归	0.05	0.08	1.13

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图32：第三层合成因子测试集的信息偏离度

等权偏离度	1	2	殊途同归
1	0.00	-0.82	-1.56
2	-0.82	0.00	-1.37
殊途同归	-1.56	-1.37	0.00

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

注：以下组合用数字代替： 1: LN (LN (LN(UTD, RPV), RF (SPS, TPS)), PCA(SPS_Turbo, TPS_turbo)) 2: PCA(LN (RCP, STR), LN(UTR, GTR)))

6.2.4. 合成因子

以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间，合成因子的月度 IC 均值为 -0.086, RankIC 均值为 -0.107, 年化 ICIR 为 -3.028, 年化 RankICIR 为 -3.868。下图 33 展示了合成因子的十分组及多空对冲净值走势，表 19 比较了东吴金工合成因子、等权方法合成因子和最好的单因子 (SPS_Turbo) 的多空对冲绩效指标。

在整段回测期内，合成因子表现出良好的投资回报。它的年化收益率为 39.60%，年化波动率为 11.83%，信息比率为 3.349，月度胜率为 80.00%，最大回撤为 9.20%。尤其

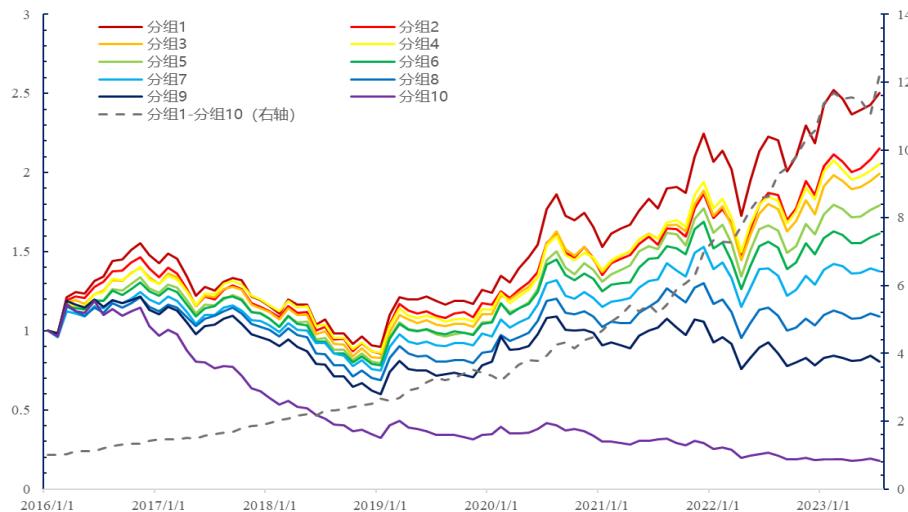
值得注意的是，合成因子的信息比率显著战胜了等权方法和最好的单因子。信息比率是衡量风险调整收益的重要指标，较高的信息比率意味着在承担相同风险的情况下，该合成因子能够获得更高的超额收益。这表明合成因子在整个回测期内具有出色的预测和投资能力。此外，合成因子在稳定性指标上也表现出优异的结果，包括胜率、最大回撤和波动率。

表19：合成因子的十分组多空对冲绩效指标

回测区间 (2016.01-2023.07)	东吴金工合成因子	等权	最好的单因子 SPS_Turbo
年化收益率:	39.60%	39.36%	32.79%
波动率:	11.83%	13.06%	10.79%
信息比率:	3.349	3.015	3.038
胜率:	80.00%	76.67%	76.67%
最大回撤	9.20%	11.09%	6.11%
IC	-0.086	-0.084	-0.036
ICIR	-3.028	-3.030	-2.362
RankIC	-0.107	-0.114	-0.090
RankICIR	-3.868	-4.110	-3.506

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图33：合成因子十分组及多空对冲净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

6.2.5. 合成因子的分年度表现

下表 20 为因子的分年度表现。合成因子自 2016 年至今，多空对冲表现稳定，2023

年至今多头收益达到 14.6%。

表20：合成因子分年度回测绩效指标

Date	分组 1	分组 10	分组 1 对冲 分组 10	波动率	信息比率:	胜率:	最大回撤
2016	47.97%	3.02%	41.89%	11.03%	3.80	83.33%	0.49%
2017	-19.41%	-39.90%	32.23%	6.92%	4.66	91.67%	0.77%
2018	-23.68%	-43.75%	33.95%	7.71%	4.41	91.67%	1.85%
2019	38.32%	-1.21%	36.40%	11.96%	3.04	75.00%	2.30%
2020	31.67%	-1.33%	30.95%	15.67%	1.97	66.67%	4.85%
2021	35.65%	-14.65%	55.65%	15.24%	3.65	83.33%	5.03%
2022	-2.78%	-37.46%	51.39%	9.40%	5.47	83.33%	0.97%
截至 2023.07	14.60%	-1.36%	15.40%	17.70%	0.87	57.14%	5.39%

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

6.2.6. 纯净化合成因子

在本节纯净因子分析中, 我们发现合成因子与 Barra 因子中的残差波动率和流动性因子之间存在较高的相关性, 与其他 8 个 Barra 因子的相关性较低 (相关系数绝对值低于 0.2)。

表21：合成因子与 Barra 的相关性

东吴金工合成因子		东吴金工合成因子	
Beta	0.0615	Liquidity	0.4044
BooktoPrice	-0.1703	Momentum	0.1113
EarningYield	-0.0891	NonlinearSize	-0.0955
Growth	0.0090	ResidualVolatility	0.4182
Leverage	-0.0261	Size	0.0105

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

我们对合成因子进行了 Barra 纯净化处理, 并剔除 31 个申万一级行业哑变量, 得到了纯净因子。令人惊喜的是, 经过纯净化处理后的纯净因子相对于原始因子仅减少了 0.1 的信息比率, 同时还表现出更高的胜率和更低的最大回撤。

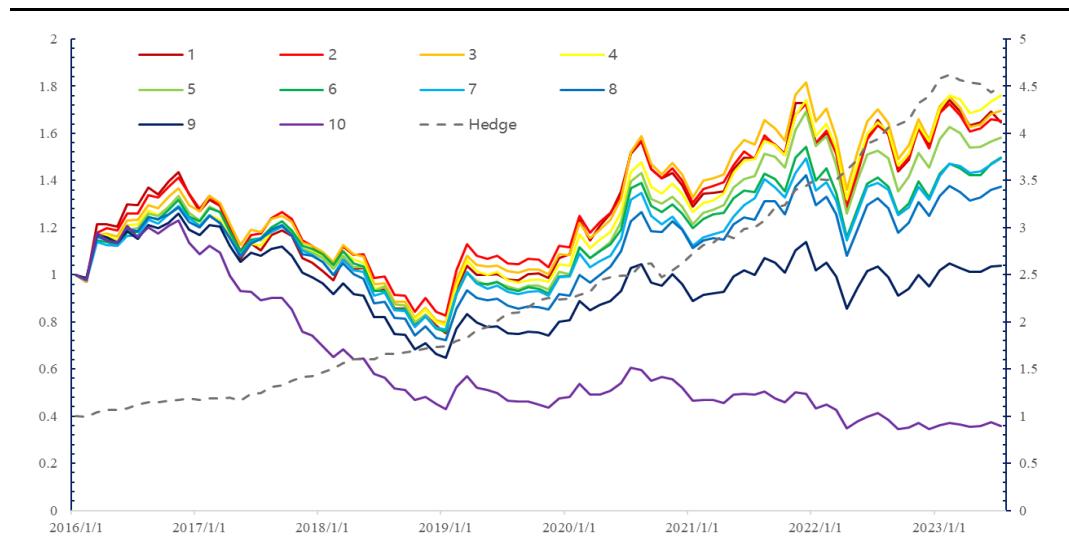
以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间, 下图 34 展示了纯净因子的十分位组合及多空对冲净值走势, 表 22 则展示了纯净因子的多空对冲绩效指标。

表22：纯净合成因子的多空对冲绩效指标

年化收益率:	22.21%
波动率:	6.87%
信息比率:	3.234
胜率:	83.33%
最大回撤	5.64%
IC	-0.053
ICIR	-3.190
RankIC	-0.045
RankICIR	-2.654

数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

图34：纯净合成因子十分组净值走势图



数据来源: Wind 资讯, 东吴证券研究所

下表 23 为纯净合成因子的分年度表现。

表23：纯净合成因子分年度回测绩效指标

Date	分组 1	分组 10	分组 1 对冲 分组 10	波动率	信息比率:	胜率:	最大回撤
2016	33.96%	13.70%	18.68%	5.95%	3.14	83.33%	0.95%
2017	-21.51%	-34.85%	20.08%	8.69%	2.31	83.33%	2.75%
2018	-25.51%	-38.96%	21.35%	4.82%	4.43	83.33%	0.30%
2019	36.69%	5.14%	29.51%	5.45%	5.42	91.67%	0.67%
2020	28.84%	9.74%	16.95%	9.69%	1.75	83.33%	5.64%
2021	25.37%	-4.98%	31.37%	6.45%	4.86	91.67%	1.17%
2022	-10.42%	-30.33%	27.77%	5.54%	5.01	91.67%	0.37%

截至 2023.07	6.29%	3.92%	2.36%	7.21%	0.33	42.86%	4.10%
------------	-------	-------	-------	-------	------	--------	-------

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

6.2.7. 合成因子的多空收益分解

根据表 24 中合成因子的多空收益分解结果，我们可以观察到空头超额收益大于多头超额收益，且多空超额收益比例约为 1 比 3。

表24：合成因子的多空拆解回测绩效指标

	多头超额	空头超额
年化收益率：	9.13%	27.91%
波动率：	4.94%	8.67%
信息比率：	1.847	3.219
胜率：	69.23%	80.22%
最大回撤	4.91%	4.44%

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

6.2.8. 其他样本空间的情况

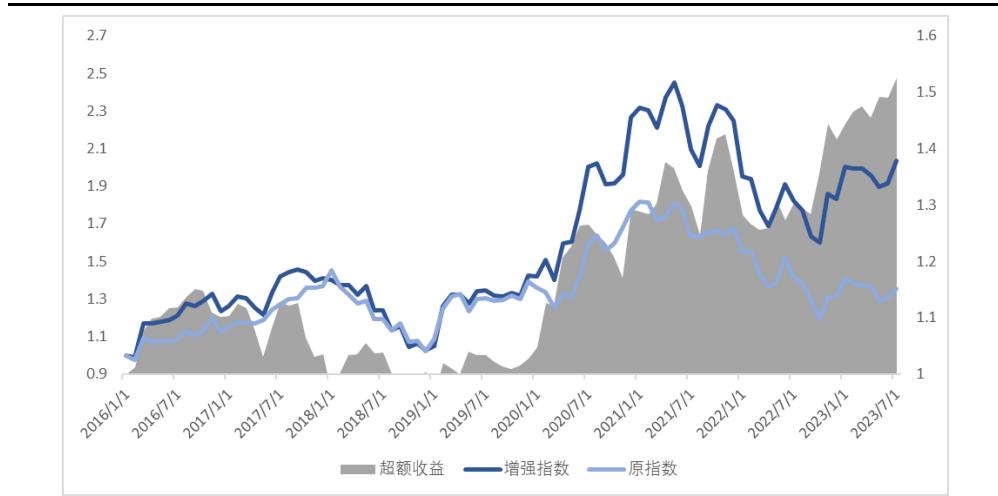
我们对合成因子在不同样本空间下的表现进行了检验，并以 2016/01/01-2023/07/31 为回测区间。表 25、26 和 27 分别展示了合成因子在沪深 300、中证 500 和中证 1000 上的多头优化策略和多空对冲策略的回测绩效指标。

表25：沪深 300 指数增强

	沪深 300	多头优化策略	多头优化策略超额	多空对冲
年化收益率：	4.14%	9.83%	5.73%	14.32%
波动率：	17.03%	21.47%	11.19%	14.40%
信息比率：	0.243	0.458	0.512	0.994
胜率：	56.67%	52.75%	53.85%	63.33%
最大回撤	34.44%	34.71%	16.33%	16.14%

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图35：沪深 300 指数增强净值走势



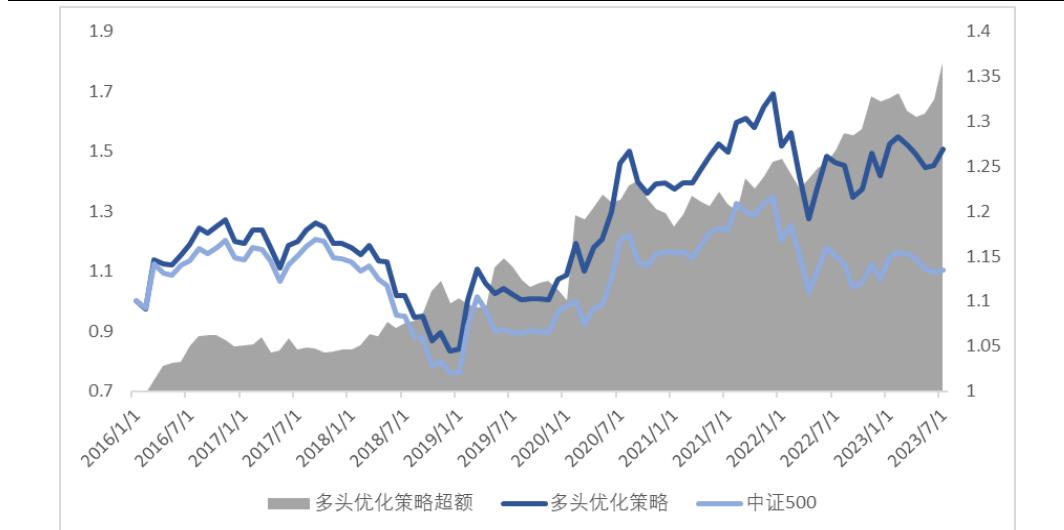
数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表26：中证500指数增强

	中证500	多头优化策略	多头优化策略超额	多空对冲
年化收益率：	1.34%	5.57%	4.19%	16.77%
波动率：	18.34%	18.88%	4.89%	14.62%
信息比率：	0.073	0.295	0.855	1.147
胜率：	47.78%	52.75%	62.64%	71.11%
最大回撤	36.88%	34.24%	4.21%	22.58%

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图36：中证500指数增强净值走势



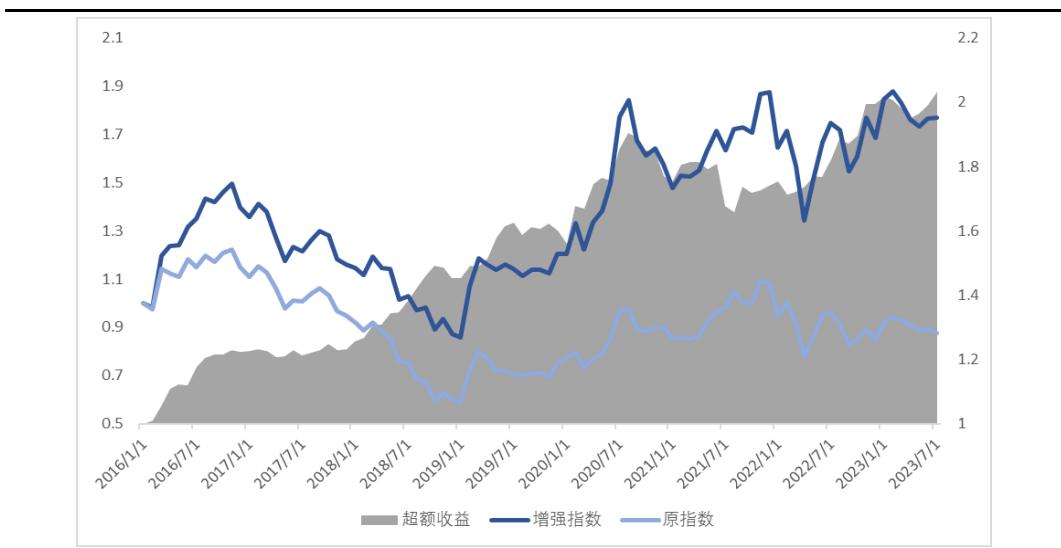
数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

表27：中证 1000 指数增强

	中证 1000	多头优化策略	多头优化策略超额	多空对冲
年化收益率:	-1.76%	7.80%	9.81%	37.27%
波动率:	21.77%	23.67%	7.74%	13.01%
信息比率:	-0.081	0.330	1.267	2.865
胜率:	45.56%	51.65%	67.03%	76.67%
最大回撤	51.68%	42.67%	12.91%	14.49%

数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

图37：中证 1000 指数增强净值走势



数据来源：Wind 资讯，东吴证券研究所

7. 总结

本报告是东吴金工多因子模型系列的第一篇报告。报告开头回顾了几种传统的多因子模型。紧接着从线性模型出发，复现了传统学术派的横截面因子拟合下期因子值（预测版），并将其改进为横截面拟合本期因子值（拟合版），进一步通过几种滤波方法对线性模型进行了进一步提升。此外，我们还介绍了几种广泛运用的非线性模型，以挖掘因子之间更深层的联系。

在报告的第二部分，我们根据对东吴金工因子的相关性、共线性以及信息偏离度的分析，构建了严谨的多因子决策树模型。在每一层中，我们根据每个因子的综合打分以及信息偏离度选择拟合效果最优的模型，并将其合成为新的因子，不断递归进行下一层

的构建，最终得到了一个全新的合成因子。

回测结果表明，通过多因子决策树模型得到的新因子击败了等权合成因子以及表现最佳的单因子。同时，该合成因子在三个主要指数上的表现都较为优秀。我们希望多因子决策树模型不仅能够在量价类因子内部有良好的表现，还能够在别的大类因子内部、大类因子之间有较为不错的效果，后续也将进行持续的测试与更新。

8. 风险提示

- (1) **未来市场风险变化：**本报告所有统计结果均基于历史数据，未来市场可能发生重大变化；
- (2) **单因子模型风险：**单因子的收益可能存在较大波动，实际应用需结合资金管理、风险控制等方法；
- (3) **数据测算误差风险：**模型测算可能存在相对误差，不构成实际投资建议。

免责声明

东吴证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

本研究报告仅供东吴证券股份有限公司（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提供。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议，本公司及作者不对任何人因使用本报告中的内容所导致的任何后果负任何责任。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。

在法律许可的情况下，东吴证券及其所属关联机构可能会持有报告中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投资银行服务或其他服务。

市场有风险，投资需谨慎。本报告是基于本公司分析师认为可靠且已公开的信息，本公司力求但不保证这些信息的准确性和完整性，也不保证文中观点或陈述不会发生任何变更，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。

本报告的版权归本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制和发布。经授权刊载、转发本报告或者摘要的，应当注明出处为东吴证券研究所，并注明本报告发布人和发布日期，提示使用本报告的风险，且不得对本报告进行有悖原意的引用、删节和修改。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的，应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

东吴证券投资评级标准

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力相对基准表现的预期（A 股市场基准为沪深 300 指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普 500 指数，新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）），具体如下：

公司投资评级：

买入：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 15% 以上；

增持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 5% 与 15% 之间；

中性：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -5% 与 5% 之间；

减持：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准介于 -15% 与 -5% 之间；

卖出：预期未来 6 个月个股涨跌幅相对基准在 -15% 以下。

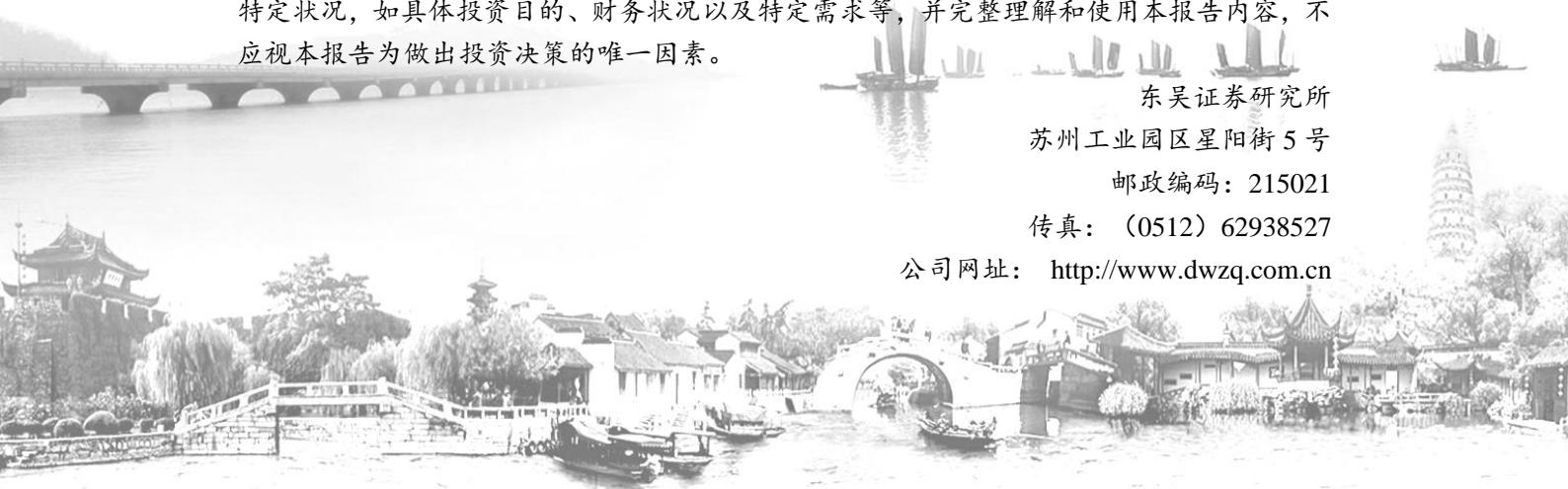
行业投资评级：

增持：预期未来 6 个月内，行业指数相对强于基准 5% 以上；

中性：预期未来 6 个月内，行业指数相对基准 -5% 与 5%；

减持：预期未来 6 个月内，行业指数相对弱于基准 5% 以上。

我们在此提醒您，不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系，表示投资的相对比重建议。投资者买入或者卖出证券的决定应当充分考虑自身特定状况，如具体投资目的、财务状况以及特定需求等，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。

 东吴证券研究所

苏州工业园区星阳街 5 号

邮政编码：215021

传真：(0512) 62938527

公司网址：<http://www.dwzq.com.cn>

多模型集成量价 Alpha 策略

量化选股策略

——AI 系列研究之二

随着各家机构量化因子库的不断完善，人工因子的挖掘逐渐遇到瓶颈。此外，因子拥挤度提升和策略同质化的现象导致传统因子多头收益率的降低。基于机器学习的非线性模型用于因子挖掘的算法逐渐受到重视。本文将基于量价数据和不同的模型探讨机器学习生成 Alpha 因子的表现。

- 本文基于截面模型 **MLP、GBDT** 和时序模型 **GRU** 构建因子生成模型。在引入截面特征序列后截面模型与时序模型的因子学习能力基本处于同一水平。
- 引入 **Attention** 机制后 **GRU** 生成的因子表现没有明显提高。可能是由于模型复杂度的提升，需要更多的样本数据和训练轮数来学习量价特征。
- 基于 **GBDT** 的截面模型因子，在全 A 成分股内，**RankIC** 为 10.66%，**ICIR** 为 1.14（未年化），分 20 组的多头对冲年化收益率为 29.84%；基于 **GRU** 的时序模型因子在全 A 成分股中，**RankIC** 为 11.3%，**ICIR** 达到 1.06（未年化），分 20 组的多头对冲年化收益率为 28.83%
- 模型集成后的得到得集成因子相比于单个模型得到的因子表现提升较为明显。集成因子与常见因子的相关性整体较低。集成因子相比于单个模型的因子 **RankIC** 提升到 11.9%，**ICIR** 达到 1.13（未年化），多头收益率提高到 33.11%。
- 基于集成因子构建的 **TOP100** 策略的绝对收益表现良好，除 2018 年外，在单边换手率约束为 40%以上时，绝对年化收益率显著为正。
- 集成学习模型因子与常见风格因子整体相关性较低，在流动性和残差波动率风格上有一定的暴露。风格中性化后集成因子的多头收益率有所下降，但 **Alpha** 选股仍然显著。
- 沪深 300 周频指增策略年化超额收益率为 13.00%，信息比率为 4.13，年化跟踪误差为 3.15%
- 中证 500 周频指增策略年化超额收益率为 14.14%，信息比率为 2.26，年化跟踪误差为 6.23%；
- 中证 1000 周频指增策略年化超额收益率为 20.13%，信息比率为 3.07，跟
踪误差为 6.55%
- 风险提示：量化策略基于历史数据统计，模型存在失效的可能性。

任瞳 S1090519080004
rentong@cmschina.com.cn
周靖明 S1090519080007
zhoujingming@cmschina.com.cn
周游 S1090523070015
zhouyou4@cmschina.com.cn

正文目录

一、时序神经网络与其他截面学习模型	4
1.1. 多层感知机 MLP	4
1.2. 梯度提升树 GBDT	5
1.3. 时序神经网络 RNN	6
二、基于日线量价数据生成 Alpha	7
2.1. 数据集和模型设定说明	7
2.2. 不同模型生成的 Alpha 表现分析	10
2.3. 模型相关性分析与模型集成	11
2.4. TOP100 策略分析	13
三、指数增强策略构建	14
3.1. 沪深 300 指数增强策略	15
3.2. 中证 500 指数增强策略	16
3.3. 中证 1000 指数增强策略	17
四、总结	18

图表目录

图 1: 多层感知机 MLP 基础网络结构	4
图 2: 基于 MLP 的 Alpha 学习模型	4
图 3: XGBoost 单次迭代学习流程	5
图 4: LightGBM 和 XGBoost 决策树的生长算法对比	5
图 5: 循环神经网络示意图	6
图 6: GRU 单元结构图	6
图 7: LSTM 单元结构图	6
图 8: 数据集划分说明	8
图 9: GRU 量价因子模型结构图	9
图 10: AGRU 量价因子模型结构图	9
图 11: 不同模型分组对冲年化收益 (全 A, 20 组)	10
图 12: 不同模型多头相对净值 (全 A, 20 组)	10
图 13: 不同模型因子的平均两两相关系数走势	11

图 14: RankIC 走势及累计 IC (全 A, 周频)	12
图 15: 集成因子分组对冲年化收益 (全 A, 20 组)	12
图 16: 集成因子分组对冲净值 (全 A, 20 组)	12
图 17: 常见因子中性化以后的集成因子 RankIC 走势及累计 IC (全 A, 周频)	13
图 18: 中性化集成因子分组对冲年化收益 (全 A, 20 组)	13
图 19: 中性化后集成因子分组对冲净值 (全 A, 20 组)	13
图 20: 沪深 300 策略净值走势图 (双边换手率 20%, 费后)	15
图 21: 中证 500 策略净值走势图 (双边换手率 40%, 费后)	16
图 22: 中证 1000 策略净值走势图 (双边换手率 60%, 费后)	17
 表 1: 梯度下降 vs 梯度提升	5
表 2: 数据集相关固定参数说明	7
表 3: MLP 量价因子模型参数说明	8
表 4: GBDT 量价因子模型参数说明	8
表 5: GRU&AGRU 量价因子模型参数说明	9
表 6: 全 A 成分股中不同模型的因子表现	10
表 7: 其他成分股内因子表现	10
表 8: 不同模型间的平均截面相关系数	11
表 9: 不同成分股中的集成因子表现	11
表 10: 集成因子与常见风格因子的平均截面相关性	12
表 11: TOP100 策略分年度绝对收益表现汇总	14
表 12: 沪深 300 指数增强分年度表现 (绝对收益)	15
表 13: 沪深 300 指数增强分年度表现 (超额收益)	15
表 14: 中证 500 指数增强分年度表现 (绝对收益)	16
表 15: 中证 500 指数增强分年度表现 (超额收益)	16
表 16: 中证 1000 指数增强分年度表现 (绝对收益)	17
表 17: 中证 1000 指数增强分年度表现 (超额收益)	17

一、时序神经网络与其他截面学习模型

1.1. 多层感知机 MLP

多层感知机 MLP 是最常用的神经网络组件之一。通常作为复杂神经网络的特征整合层。例如卷积神经网络 CNN 及其衍生模型，MLP 通常出现在这些网络的输出端以整合隐含层学习到的特征。MLP 的结构较为简单，通常由多层全连接层和激活函数构成。模型的复杂度由隐含层层数和隐藏层神经元个数决定。

一个 2 层 MLP 的数学模型可以表示为：

$$\mathbf{H} = \sigma(\mathbf{XW}^{(1)} + \mathbf{b}^{(1)})$$

$$\mathbf{O} = \mathbf{HW}^{(2)} + \mathbf{b}^{(2)}$$

其中 \mathbf{X} 为输入样本数据矩阵， \mathbf{W} 为权重矩阵， \mathbf{b} 为偏置向量。 \mathbf{H} 为隐藏层输出， \mathbf{O} 为输出向量， σ 为激活函数，通常为 ReLU、Sigmoid 等非线性函数。

隐藏层与模型的拟合能力的简单经验关系：

- 1) 当隐藏层为 0 时，神经网络只能表示线性可分的函数
- 2) 当隐藏层为 2 时，可以表示任何一个有限空间到另一个有限空间的连续映射
- 3) 当隐藏层大于 3 时，额外的隐藏层可以学习复杂的特征描述（自动特征工程）

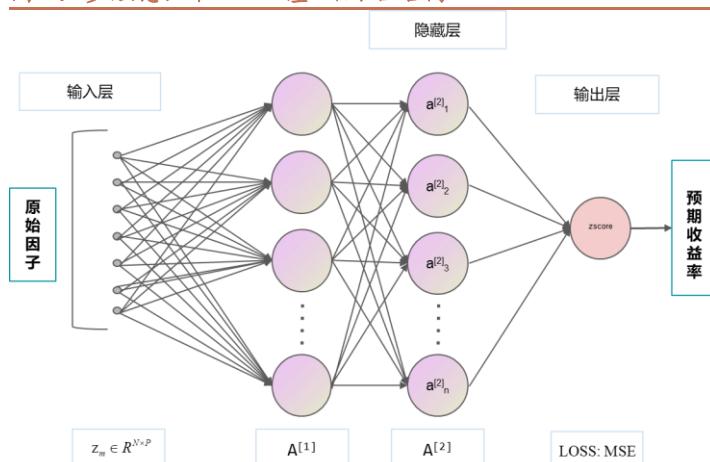
隐藏层神经元个数的经验设计公式：

$$N_h = \frac{N_s}{(\alpha \cdot (N_i + N_o))}$$

其中 N_s 为样本个数， N_i 为输入神经元个数即特征维度， N_o 为输出层神经元个数， α 为 2 至 10 的固定常数。

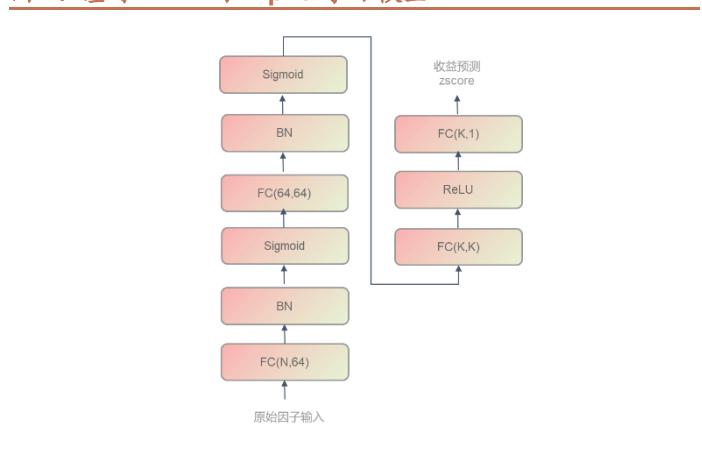
隐藏层数和隐藏层神经元个数的选择通常是经验性的，在训练集训练模型的过程中，固定迭代次数，随着隐藏层数和隐藏层神经元个数增加，训练集 Loss 无法显著下降，则停止增加模型复杂度。

图 1：多层次感知机 MLP 基础网络结构



资料来源：招商证券

图 2：基于 MLP 的 Alpha 学习模型



资料来源：招商证券

在确定隐藏层数和隐藏层神经元个数后，模型的表达能力基本确定。为加快模型的收敛速度，通常会在激活函数之前加入 Batch Normal 层来防止隐藏层输入的方差变化过大导致收敛困难。在前期报告中，我们利用 MLP 和常见基本面因子和量价因子构建了非线性 Alpha 模型相比线性基准 Alpha 模型有显著的表现提升。证明了在 Alpha 模型中引入非线性确实有助于提升盈利模型的表现。

1.2. 梯度提升树 GBDT

梯度提升树在业务场景中也是非常重要的一类机器学习模型。一直以来，在各类数据分析大赛的高分方案中基本都能看到基于 GBDT 的模型的身影。相比于多层感知机 MLP 这类神经网络，梯度提升树 GBDT 的优点主要有：

- 1) 对样本特征维度的数量级不敏感
- 2) 更适合处理表格类型的数据
- 3) 模型的可解释性显著更高
- 4) 相同硬件资源下训练速度显著更快

因此在各类处理表格数据类型的数据分析场景中，梯度提升树总能获得不错的表现。

GBDT 结合了 Gradient Boosting 算法和树模型，训练过程和决策过程与神经网络存在明显的区别。其训练迭代过程可以表述为：

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + T(x; \Theta_m)$$

$$\hat{\Theta}_m = \arg \min_{\Theta_m} \sum_{i=1}^N L(y_i, f_{m-1}(x_i) + T(x_i; \Theta_m))$$

其中 $T(x; \Theta_m)$ 为第 m 个弱分类器，通常为 CART 决策树，在第 m 次迭代的过程中，通过经验风险最小化获得对决策树 T 的参数估计 $\hat{\Theta}_m$ 。在上述通用的 Boosting 框架下，Gradient Boosting 每次迭代拟合的目标为样本相对于原始目标的负梯度：

$$f_m(x) = -\nabla_f L \Big|_{f=f_{m-1}}$$

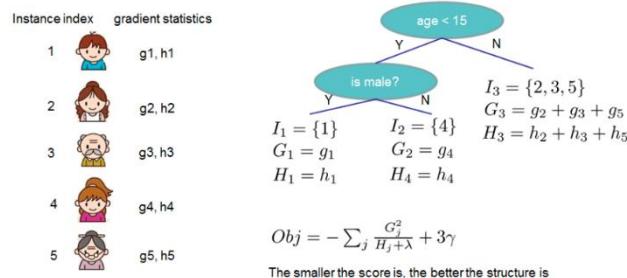
表 1：梯度下降 vs 梯度提升

方法	优化空间	迭代算法	损失函数
梯度下降	参数空间	$w = w_{m-1} - \rho_m \nabla_w L \Big _{w=w_{m-1}}$	$L = \sum l(y_i, f(x_i, w_m))$
梯度提升	函数空间	$f = f_{m-1} - \rho_m \nabla_f L \Big _{f=f_{m-1}}$	$L = \sum l(y_i, f_m(x_i))$

资料来源：招商证券

梯度提升（Gradient Boosting）和梯度下降（Gradient Descent）有异曲同工之妙，前者在参数空间 R^w 迭代，后者在函数空间 R^F 迭代。两者优化函数的 $f_m(x)$ 的方向均为损失函数的负梯度方向。

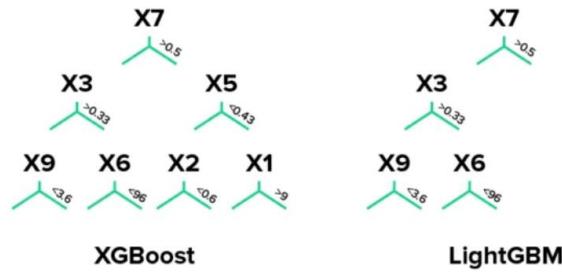
图 3：XGBoost 单次迭代学习流程



资料来源：招商证券、《XGBoost: A Scalable Tree Boosting System》

GBDT 的工程化实现主要包括：XGBoost、LightGBM 等，与原始的 GBDT 算法不同，XGBoost 和 LightGBM

图 4：LightGBM 和 XGBoost 决策树的生长算法对比



资料来源：招商证券

在单步迭代的过程使用了二阶导的信息比原始 GBDT 算法更快。此外，这些工程实现在 Feature Splitting、Leaf Growing、Missing Handling 和 Data Paralleling 都有不同形式的优化，可以参考相关文献，这里不再赘述。

MLP 和 GBDT 均为截面学习模型，在没有特征工程的前提下无法提取时序信息。在基于 MLP 和 GBDT 的因子生成算法中，通常将时序上所有时间点的样本看作同一分布的样本。忽略了时间序列的信息。

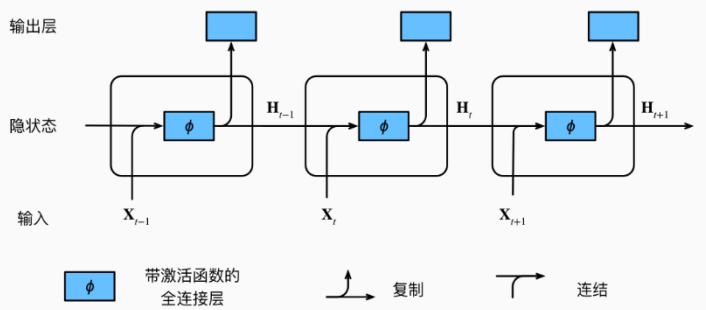
1.3. 时序神经网络 RNN

循环神经网络 RNN 通常也被称为时序神经网络，可以看作为多个时间截面的 MLP 通过时序状态 H 传递时序信息。单个时间步 t 的数学模型如下：

$$\begin{aligned} H_t &= \phi(X_t W_{xh} + H_{t-1} W_{hh} + b_h). \\ O_t &= H_t W_{hq} + b_q. \end{aligned}$$

其中 X , W , b 分别为样本矩阵、权重矩阵和偏置。 ϕ 为激活函数，通常为 \tanh , O 为输出。

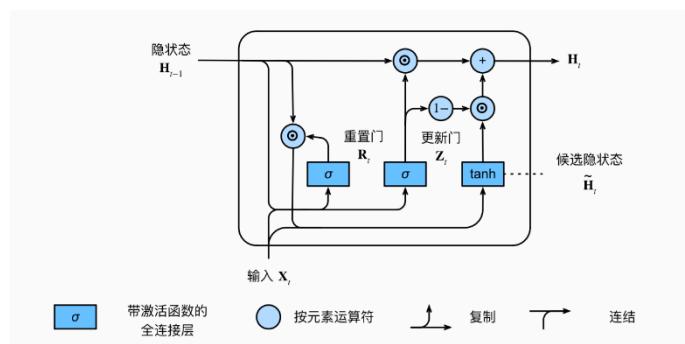
图 5：循环神经网络示意图



资料来源：招商证券、《Dive into Deep Learning》

随着 RNN 序列的增加，梯度消失和梯度爆炸的问题不可避免，这限制了其对长期依赖关系的建模能力。为了解决这个问题，提出了改进的 RNN 模型，例如长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU），它们引入了门控机制来控制记忆状态的更新，改善了对长序列的建模能力。GRU 相比于 LSTM 将门控机制中的“遗忘门”和“输入门”合并为一个“更新门”。研究 (Chung et al., 2014) 表明 GRU 相比于 LSTM 通常能够获得相同的模型性能但计算速度更快，因此本文中以 GRU 作为时序神经网络的基础模型。

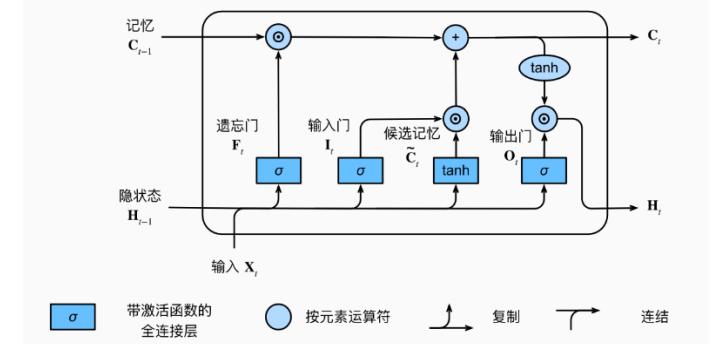
图 6：GRU 单元结构图



资料来源：招商证券、《Dive into Deep Learning》

GRU 的单个时间步 t 的数学模型如下：

图 7：LSTM 单元结构图



资料来源：招商证券、《Dive into Deep Learning》

$$\begin{aligned}\mathbf{R}_t &= \sigma(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xr} + \mathbf{H}_{t-1} \mathbf{W}_{hr} + \mathbf{b}_r) \\ \mathbf{Z}_t &= \sigma(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xz} + \mathbf{H}_{t-1} \mathbf{W}_{hz} + \mathbf{b}_z) \\ \mathbf{H}_t &= \tanh(\mathbf{X}_t \mathbf{W}_{xh} + (\mathbf{R}_t \odot \mathbf{H}_{t-1}) \mathbf{W}_{hh} + \mathbf{b}_h), \\ \mathbf{H}_t &= \mathbf{Z}_t \odot \mathbf{H}_{t-1} + (1 - \mathbf{Z}_t) \odot \mathbf{H}_t.\end{aligned}$$

其中 \mathbf{R}_t 为重置门, \mathbf{Z}_t 为更新门, \odot 为 Hadamard 积, GRU 一定程度地缓解了梯度爆炸和梯度消失的问题, 提高了模型学习长序列的能力。 MLP 和 GBDT 为截面学习模型, 而 RNN 模型可以看作为引入了时序信息的 MLP, 理论上来说, RNN 这类时序模型作为 Alpha 生成模型相比于截面模型能够有更好的表现。在下一个章节中, 本文将以日线级别的量价数据作为数据集, 进一步探究时序和截面模型在量价 Alpha 生成算法中的表现差异。

二、基于日线量价数据生成 Alpha

2.1. 数据集和模型设定说明

本章基于日线级别的量价数据来探讨不同模型的 Alpha 学习能力。日线量价数据包括: OPEN、HIGH、LOW、CLOSE、VWAP、VOLUME 六个字段。数据集从 2011 年 10 月 1 日开始到 2023 年 8 月 1 日。训练集股票池包括全 A 股票剔除上市不满三个月, ST、*ST 和停牌的股票。此外, MLP 和 GBDT 为截面模型, 为了能够在一定程度上学习历史信息对截面收益率的影响, 本文增加了与 GRU 序列长度相同数量的量价特征即 PRICE(0)、PRICE(-1)...PRICE(-N+1), 成交量同理。

为了保证可交易性以及所学习到的因子换手率能够有一定的降低, 这里采用次日间隔 10 天的 VWAP 价格收益率作为训练 label。因为最终实现的指数增强策略以周频调仓, 过高的因子换手率会显著侵蚀策略的收益。同时为了与交易情景对应, batch 的定义为交易日截面的所有股票作为 batch, 即训练的过程中, batch 大小随时间变化。分析因子分组收益率以及策略实现, 均按周一为调仓日并持仓一周。其他固定设置如下:

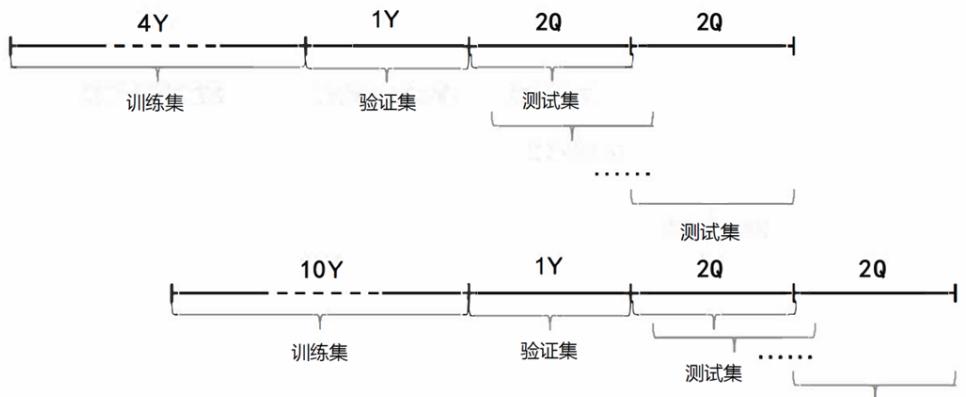
表 2: 数据集相关固定参数说明

名称	参数说明
股票池	全 A 股票, 剔除上市不满三个月、ST、*ST、停牌的股票
数据集	日线量价数据
预测 label	T+1 日至 T+11 日复权日内 VWAP 价格收益率
调仓周期	每周一按照上一个交易日的因子生成持仓信息
因子预处理	3 倍 MAD 截断, zscore 标准化, 缺失值填充为 0
Label 预处理	Label 截面 zscore 标准化
对比基准	沪深 300、中证 500、中证 1000
Batch 定义	一个交易截面上所有的股票为一个 batch
数据划分	20111001-20230801, 滚动训练模式; 在训练集中划分最后 252 个交易日作为验证集; 测试集为最近 2 个季度 (每半年训练一次)

资料来源: 招商证券

不同时期市场风格的不同会显著影响 Alpha 的结构, 为了最终学习到的 Alpha 能够适应最近区间的市场风格, 这里采用滚动训练的方式。同时考虑到原始数据集长度的问题, 训练前期训练集长度稍短, 这里采用训练集随时间拓展的构建方式, 即随着时间推移, 训练集的长度不断增加, 验证集和测试集的长度保持不变。同时为了防止信息泄露, 剔除训练集、验证集、测试集相邻的 10 天样本数据。

图 8：数据集划分说明



资料来源：招商证券

MLP 的参数主要包括学习率、隐藏层、隐藏层神经元个数等，具体参数设置如表 3 所示。

表 3：MLP 量价因子模型参数说明

名称	参数说明
学习率	1e-3
隐藏层数	3
隐藏层神经元个数	128
丢弃率	0.05
最大轮数	1000
早停轮数	50
Batch 大小	截面所有股票数
损失函数	均方误差 MSE

资料来源：招商证券

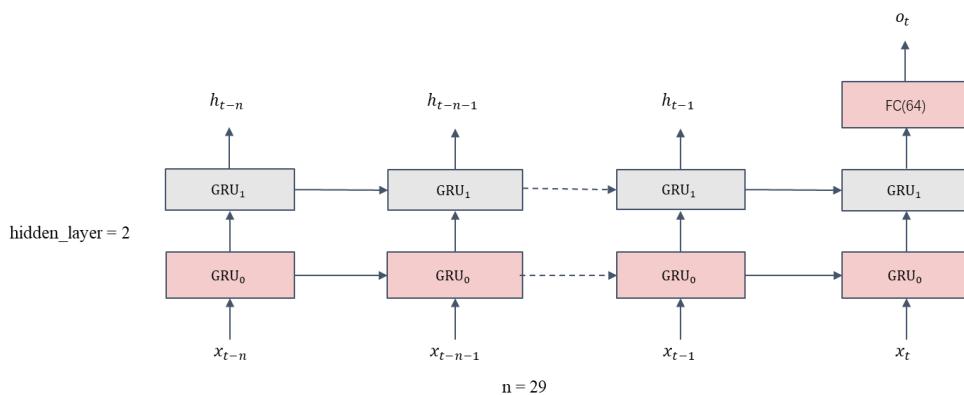
GBDT 模型这里采用 LightGBM 作为基础模型。LightGBM 的参数如表 4 所示。

表 4：GBDT 量价因子模型参数说明

名称	参数说明
学习率	1e-2
最大树深	64
最大叶子数	512
叶子节点大小	512
列采样率	0.7
样本采样	0.7
早停轮数	50
损失函数	均方误差 MSE

资料来源：招商证券

图 9: GRU 量价因子模型结构图

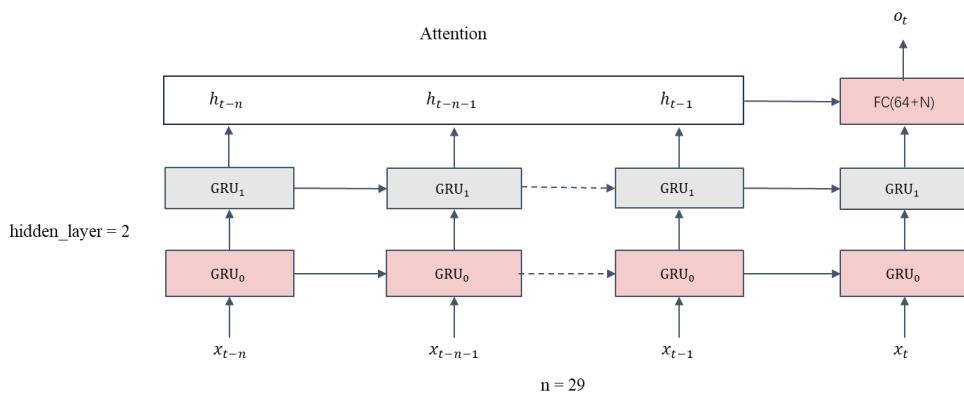


资料来源：招商证券

随着以 Transformer 为基础的各类模型在 NLP 领域和众多其他领域大放异彩。Attention 机制已经在各类模型中广泛运用。因此，本文在 GRU 模型的基础上，增加基于序列隐藏状态的 Self Attention 并与原始 GRU 模型的输出特征拼接构建了 GRU with Attention 模型，以下简称 AGRU。

AGRU 相比于 GRU 增加了对隐藏层输出的 Attention 分数的计算，理论上来说可以带来增量的时序信息。将隐藏层输出得到的 Attention 分数与 0 期的 GRU 输出拼接到一起进入全连接层，最终得到输出。

图 10: AGRU 量价因子模型结构图



资料来源：招商证券

GRU 类的模型的参数主要包括隐藏层数、特征维度、序列长度等，具体设定如表 5 所示。

表 5: GRU&AGRU 量价因子模型参数说明

名称	参数说明
学习率	1e-3 (采用可变学习率)
隐藏层数	2
特征维度	6
序列长度	30
丢弃率	0.1
最大轮数	200
早停轮数	20
Batch 大小	截面所有股票数
损失函数	均方误差 MSE

资料来源：招商证券

所有模型的数据集参数均按表 2 中的参数设置。由于模型训练的随机性，本文所有模型均选取不同的固定随机种子训练三次后，在测试集按照三个模型的输出取平均作为因子值。

2.2. 不同模型生成的 Alpha 表现分析

按照上一节中的数据集说明和模型参数，本文构建了 MLP、GBDT、GRU、AGRU 四个因子生成模型。本节将重点分析四个模型所生成的因子表现。单因子测试均按 5 日滚动调仓，且不考虑费率。回测期为 20170101 至 20230801，收益率分组为 20 组，多头组（TOP 组）为 20 组中的第 1 组，空头组为 20 组中的第 20 组。IC 胜率为周度 RankIC 大于 0 的比率。ICIR 为未年化的指标。多头收益率为绝对收益率、多头夏普为年化指标，多头平均换手率为单边换手率。

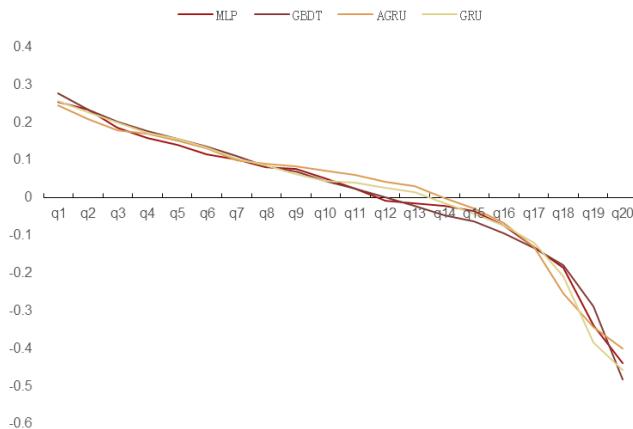
表 6：全 A 成分股中不同模型的因子表现

	RankIC 均值	ICIR	IC 胜率	IC 的 t 值	多头收益率	多头夏普	多头最大回撤	多头周均换手率
MLP	10.60%	1.06	86.67%	42.14	28.49%	1.51	-25.61%	76.60%
GBDT	10.66%	1.14	86.35%	45.50	29.84%	1.57	-25.42%	77.80%
AGRU	10.67%	0.99	84.40%	39.64	26.67%	1.43	-17.53%	73.50%
GRU	11.27%	1.06	88.74%	42.78	28.83%	1.48	-21.22%	73.00%

资料来源：招商证券，回溯期：20170101-20230801，周频

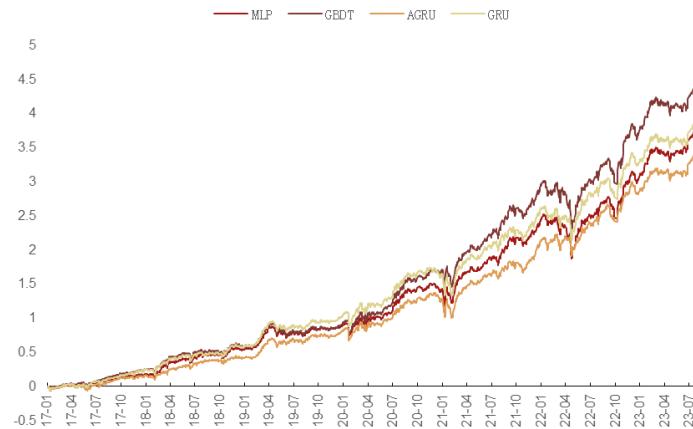
图 11 和图 12 的对冲基准均为同时期中证全指指数。回测期为 2017 年 1 月至 2023 年 7 月。相对净值计算方式为：策略净值/基准净值-1。

图 11：不同模型分组对冲年化收益（全 A，20 组）



资料来源：招商证券

图 12：不同模型多头相对净值（全 A，20 组）



资料来源：招商证券

其他成分股，沪深 300、中证 500、中证 1000 的表现如表所示，分组数量为 10 组。收益率为年化绝对收益率，调仓周期为周频。

表 7：其他成分股内因子表现

模型	沪深 300			中证 500			中证 1000		
	RankIC	ICIR	多头收益率	RankIC	ICIR	多头收益率	RankIC	ICIR	多头收益率
MLP	0.081	0.64	25.71%	0.093	0.85	25.24%	0.102	1.02	30.46%
GBDT	0.083	0.74	26.84%	0.092	0.93	26.79%	0.102	1.05	34.46%
AGRU	0.081	0.65	24.66%	0.093	0.85	24.38%	0.104	0.98	29.81%
GRU	0.085	0.67	25.86%	0.097	0.89	26.23%	0.109	1.04	33.39%

资料来源：招商证券

从测试的结果来看，GBDT 结合历史量价特征的收益率表现最好。GRU 模型的单因子 RankIC 的表现最好。各模型在不同的成分股内的因子的多头收益率都表现出较高的水平。说明机器学习量价因子模型在各个成分股的

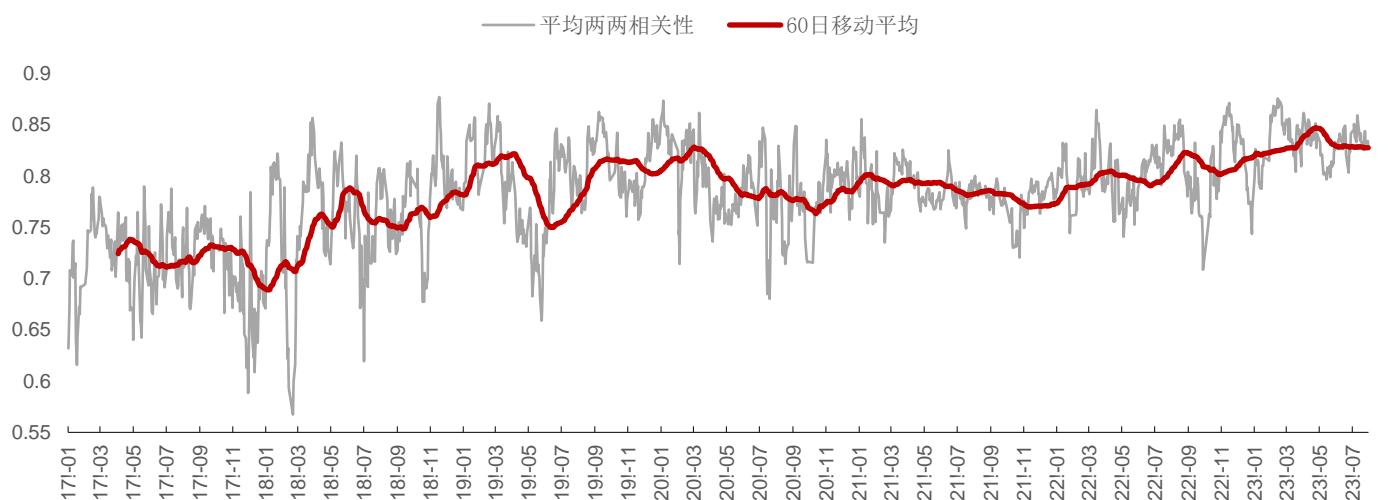
选股稳定性较高。

2.3. 模型相关性分析与模型集成

在上节中，本文基于日频量价数据构建了 MLP、GBDT、GRU、AGRU 四个因子学习模型并检验生成的 Alpha 在全 A、沪深 300、中证 500、中证 1000 成分股内的表现。GBDT 模型在各个成分股内的收益率和 ICIR 都表现地最好，在全 A 内多头对冲年化收益率达到 29.8%，ICIR 达到 1.14；其次是 GRU 模型，GRU 模型的 RankIC 表现好于其他模型，在全 A 成分股中的表现达到了 11.3%。

进一步，不同模型之间学习到的因子相关性同样值得关注。这里按照每日全 A 成分股内的因子值计算不同模型因子之间的平均相关性和滚动相关性。

图 13：不同模型因子的平均两两相关系数走势



资料来源：招商证券

表 8：不同模型间的平均截面相关系数

	MLP	GBDT	AGRU	GRU
MLP	1.00	0.80	0.72	0.75
GBDT	0.80	1.00	0.73	0.75
AGRU	0.72	0.73	1.00	0.85
GRU	0.75	0.75	0.85	1.00

资料来源：招商证券

从平均相关系数来看 GBDT 和 MLP 同属一类截面模型，之间的因子相关性较高。AGRU 和 GRU 同属时序模型之间的相关性较高。MLP 模型和 AGRU 模型的相关最低。时序模型和截面模型之间的相关性低于同类型的模型因子。从两两模型之间的相关性来看，模型间的平均两两相关性有比较明显的上升趋势。

进一步，按照 Voting 的思路提高整个机器学习 Alpha 模型的稳定性和收益表现。这里 Voting 的策略按 ICIR 加权计分。ICIR 的加权比例计算窗口为过去 60 个交易日。集成因子的表现如下：

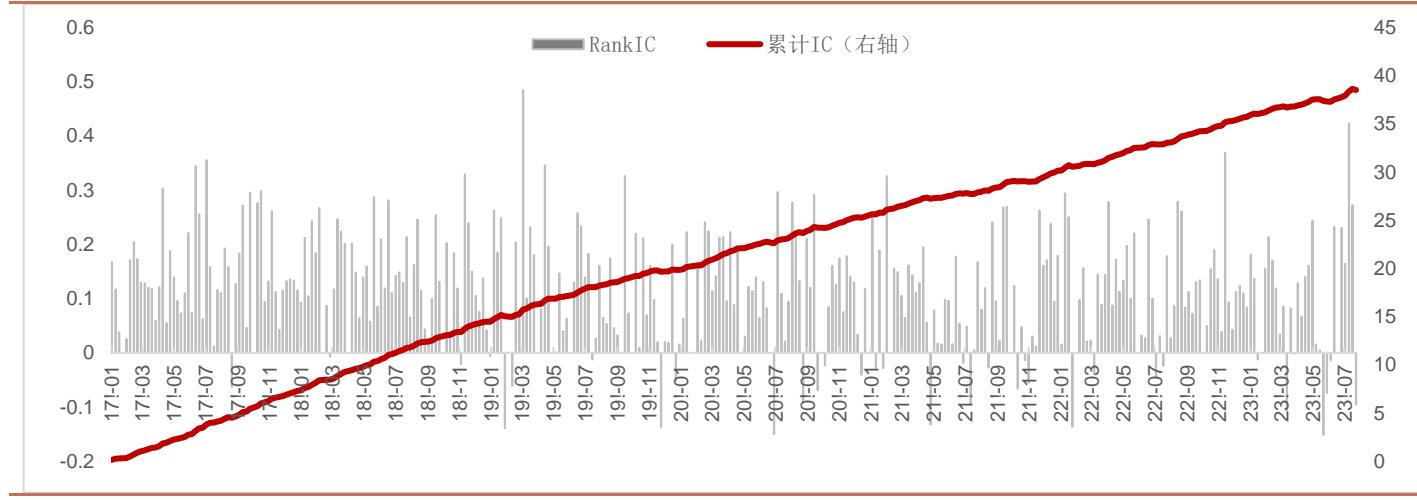
表 9：不同成分股中的集成因子表现

	RankIC 均值	ICIR	IC 胜率	IC 的 t 值	多头收益率	多头夏普	多头最大回撤	多头周均换手率
沪深 300	8.92%	0.71	76.22%	28.32	28.20%	1.80	-17.83%	64.60%
中证 500	10.12%	0.92	83.20%	36.76	27.68%	1.74	-14.47%	65.10%
中证 1000	11.18%	1.08	87.48%	43.10	33.86%	1.93	-10.42%	65.00%
全 A	11.90%	1.13	87.92%	44.94	33.11%	1.56	-20.40%	72.40%

资料来源：招商证券，回溯期：20170101-20230801，周频

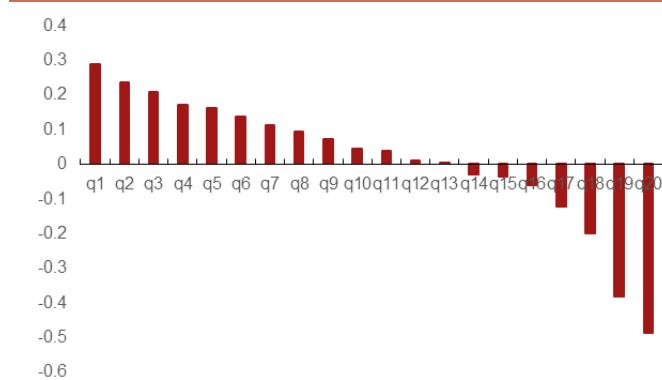
其中沪深 300、中证 500、中证 1000 的分组为 10 组，全 A 的分组为 20 组。从单因子分析的结果来看按照 ICIR 加权集成的多模型因子相比于单模型因子的 RankIC 有一定的提高，在全 A 成分股内从 GRU 的 RankIC 为 11.27% 提高到 11.90%，ICIR 与 GBDT 模型基本相同。多头年化收益率从 GBDT 的 29.84% 提高到 33.11%。提高了 3.27%。多头最大回撤次于 AGRU 模型好于其他模型。多头夏普与 GBDT 基本一致。多头周均换手率好于所有单个模型。

图 14: RankIC 走势及累计 IC (全 A, 周频)



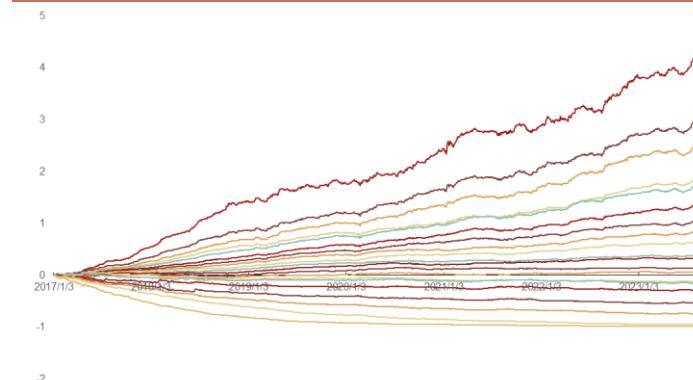
资料来源：招商证券

图 15: 集成因子分组对冲年化收益 (全 A, 20 组)



资料来源：招商证券

图 16: 集成因子分组对冲净值 (全 A, 20 组)



资料来源：招商证券

分组对冲收益率和对冲净值，对冲基准为中证全指。集成因子分 20 组的单调性优秀，20 组多头对冲净值超额收益明显。集成因子以量价为基础特征。为了分析集成因子与常见风格因子的相关性和 Alpha 属性，可以计算因子与常见风格因子的截面相关性，以及分析对常见风格因子中性化后的表现

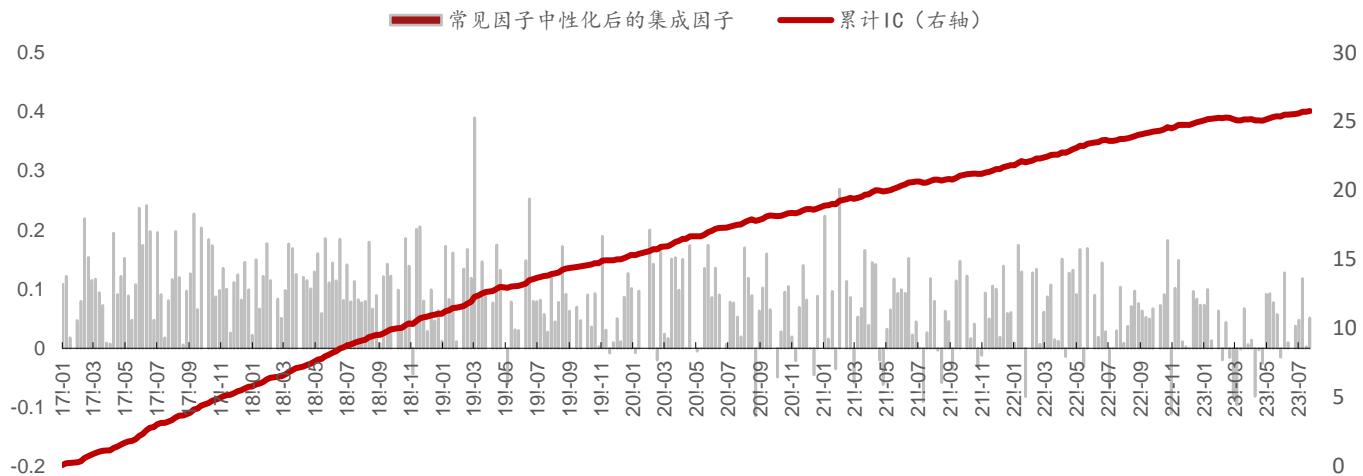
表 10: 集成因子与常见风格因子的平均截面相关性

	动量	beta	账面价值比	流动性	市值	残差波动率	杠杆	成长
动量	1	0.06	-0.21	0.17	0.31	0.28	-0.03	0.09
beta	0.06	1	-0.22	0.41	-0.06	-0.02	-0.13	0.05
账面价值比	-0.21	-0.22	1	-0.32	0.12	-0.34	0.49	-0.06
流动性	0.17	0.41	-0.32	1	-0.35	0.51	-0.16	-0.03
市值	0.31	-0.06	0.12	-0.35	1	-0.06	0.25	0.11
残差波动率	0.28	-0.02	-0.34	0.51	-0.06	1	-0.09	0.02
杠杆	-0.03	-0.13	0.49	-0.16	0.25	-0.09	1	0.04
成长	0.09	0.05	-0.06	-0.03	0.11	0.02	0.04	1
集成因子	-0.04	-0.08	0.17	-0.33	0.11	-0.44	0.06	0.02

资料来源：招商证券、回测期：20170101-20230801

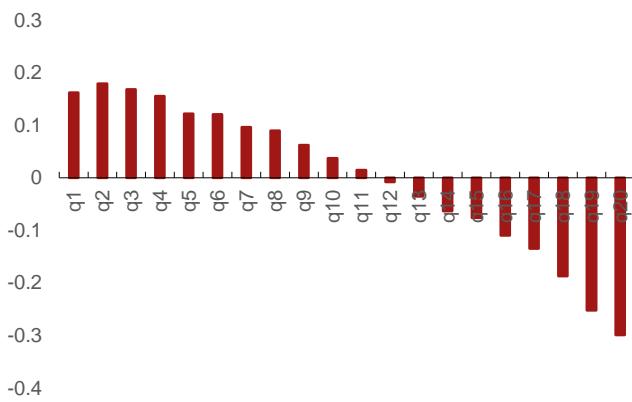
从截面相关性来看，集成因子与残差波动率和流动性的相关性稍高。其他风格因子的暴露较小。进一步通过中性化可以观察集成因子 Alpha 的稳定性。

图 17：常见因子中性化以后的集成因子 RankIC 走势及累计 IC（全 A，周频）



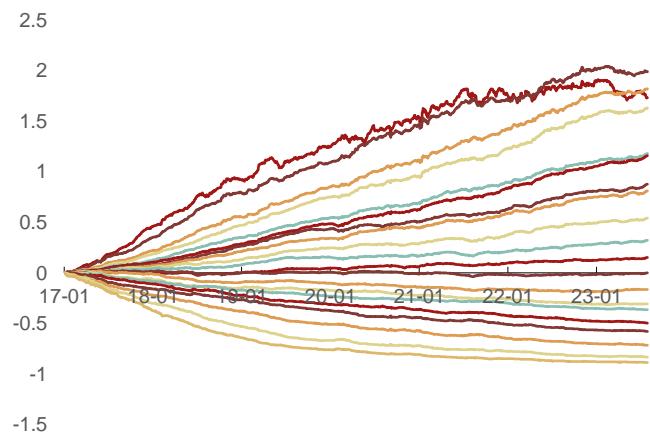
资料来源：招商证券

图 18：中性化集成因子分组对冲年化收益（全 A，20 组）



资料来源：招商证券

图 19：中性化后集成因子分组对冲净值（全 A，20 组）



资料来源：招商证券

对常见因子（市值、估值、流动性、成长等）中性后集成因子的分组单调性有所减弱，周均 RankIC 从 11.9 下降 to 0.77，IC 的 t 值为 44.29，ICIR 为 1.11。集成因子对常见因子中性化以后，选股能力有所减弱，但依然十分显著。分 20 组的多头年化收益率为 18.7%，20 组多头的收益率的下降较为明显，其他组的收益率下降幅度较小。从风格暴露上来看，集成因子在流动性因子和残差波动率有一定暴露，流动性因子和残差波动率在 A 股的选股能力较为显著，风格中性化后一定程度影响了集成因子的多头选股能力。另一方面，线性剔除风格一定程度上在模型中引入了设定误差，在分 20 组的情形下，影响了中性化后的因子的表现。在后续章节中，本文将基于集成模型构建不同的策略进一步分析模型在策略中的表现。

2.4. TOP100 策略分析

TOP100 策略即每次持仓股票数量固定 100 只股票。调仓日按照换仓股票的数量限制 N 卖出 Alpha 分数较低的 N 只股票，并买入得分最高的 N 只股票以保持持仓股票数目不变。TOP100 策略可以一定程度地反应 Alpha 模型多头的实际表现，并给后续的指数增强策略构建，提供收益率、换手率、风险指标的参考。本文中 TOP100 策略均为周频调仓，不考虑费率，可根据换手率和交易费率估算。其中 hsl 为周单边换手率约束。成交价格为次日 VWAP 价格。

表 11：TOP100 策略分年度绝对收益表现汇总

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
hsl=0.1	年化收益率	13.77%	-16.21%	36.58%	28.04%	30.32%	10.75%	37.37%	17.63%
	最大回撤	-7.61%	-23.99%	-12.18%	-8.41%	-5.41%	-14.57%	-2.56%	-23.99%
hsl=0.2	年化收益率	19.44%	-7.07%	41.57%	31.48%	28.33%	10.21%	35.94%	21.03%
	最大回撤	-6.70%	-18.72%	-14.84%	-8.51%	-8.14%	-16.70%	-2.18%	-18.72%
hsl=0.3	年化收益率	20.72%	-4.54%	38.65%	37.69%	32.82%	11.43%	35.02%	22.94%
	最大回撤	-8.22%	-17.89%	-16.64%	-8.22%	-10.57%	-19.14%	-1.98%	-19.14%
hsl=0.4	年化收益率	20.32%	0.27%	40.46%	48.06%	35.25%	13.74%	37.26%	26.33%
	最大回撤	-8.17%	-15.59%	-16.23%	-7.52%	-10.42%	-19.92%	-2.47%	-19.92%
hsl=0.5	年化收益率	24.68%	0.89%	42.65%	54.76%	33.67%	12.48%	38.02%	27.91%
	最大回撤	-8.17%	-15.58%	-16.69%	-7.32%	-10.36%	-20.54%	-3.00%	-20.54%
hsl=1.0	年化收益率	27.90%	7.26%	45.19%	58.45%	29.68%	15.44%	38.37%	30.36%
	最大回撤	-8.40%	-14.25%	-16.28%	-7.15%	-10.06%	-19.40%	-3.12%	-19.40%

资料来源：招商证券

从 TOP100 策略的绝对收益来看，单边换手率在 40%以上收益率变化幅度不大。绝对收益最大回撤在换手率大于 20%时无明显变化。2018 年策略表现稍弱。单边换手率小于 40%时，绝对收益率转负。其他年份收益率较为稳定。

三、指数增强策略构建

指数增强策略的构建主要包括收益模型和风险模型。在本文上一章中构建了基于集成模型的 Alpha 模型并分析了不同的换手率下全 A 成分股内 TOP100 策略的表现。在绝大多数年份策略绝对收益率都为正，且保持较高水平。本章中将基于集成模型构建对应不同指数的指数增强策略。

指数增强的优化目标为最大化预期收益率，中证 500 和中证 1000 指数增强策略的风格约束包括市值、估值、成长等为最大偏离 0.5 个标准差、行业占比偏离约束为最大偏离 0.03；沪深 300 指数增强策略的风格约束为 0.01 个标准差，行业占比偏离约束为 0.01。跟踪误差约束为年化 6%。换手率约束为双边 30%，40%，50%。成分股约束为无限制（全市场选股）。优化目标如下：

$$\begin{aligned}
 & \max \quad \mu^T w \\
 \text{s.t.} \quad & f_l \leq F(w - w_b) \leq f_h \\
 & h_l \leq H(w - w_b) \leq h_h \\
 & w_l \leq w - w_b \leq w_h \\
 & b_l \leq B_b w \leq b_h \\
 & |w_t - w_{t-1}| \leq \delta \\
 & \mathbf{1}^T w = 1
 \end{aligned}$$

其中 μ 为预期收益率， w 为当前组合权重向量， w_t 为 t 时刻持仓权重， w_{t-1} 为上一个持仓周期的持仓权重。

约束 1 为风格约束，用于保证组合的风格偏离不超过下限 f_l 和上限 f_h 。

约束 2 为行业偏离约束，用于保证组合行业占比的主动偏离不超过下限 h_l 和上限 h_h 。

约束 3 为个股权重的相对偏离。

约束 4 为成分股占比约束，保证成分股数量占比。

约束 5 为换手率约束，在优化失败时候，优先删除该约束，保证组合权重能够顺利求解。

约束 6 为全额投资约束，同时约束 w 大于 0 即无卖空限制。

费率设置为：买入费率千分之一，卖出费率千分之二。

其他交易设置：成交价格为次日复权 WVAP 价格，停牌无法买入卖出、涨停无法买入，跌停无法卖出。dhsl 表示双边换手率。

3.1. 沪深 300 指数增强策略

表 12：沪深 300 指数增强分年度表现（绝对收益）

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	56.72%	-13.80%	54.77%	41.95%	9.09%	-12.87%	15.72%	16.55%
	最大回撤	-2.53%	-21.78%	-11.37%	-11.64%	-13.11%	-22.80%	-6.16%	-26.71%
dhsl=0.4	年化收益率	59.84%	-10.58%	57.16%	39.77%	11.27%	-12.47%	12.56%	16.00%
	最大回撤	-2.41%	-20.23%	-11.19%	-11.55%	-11.64%	-23.59%	-7.67%	-26.37%
dhsl=0.6	年化收益率	61.00%	-11.19%	53.00%	38.79%	14.86%	-14.05%	13.09%	14.02%
	最大回撤	-2.66%	-21.58%	-11.57%	-11.20%	-10.71%	-25.54%	-8.42%	-27.20%

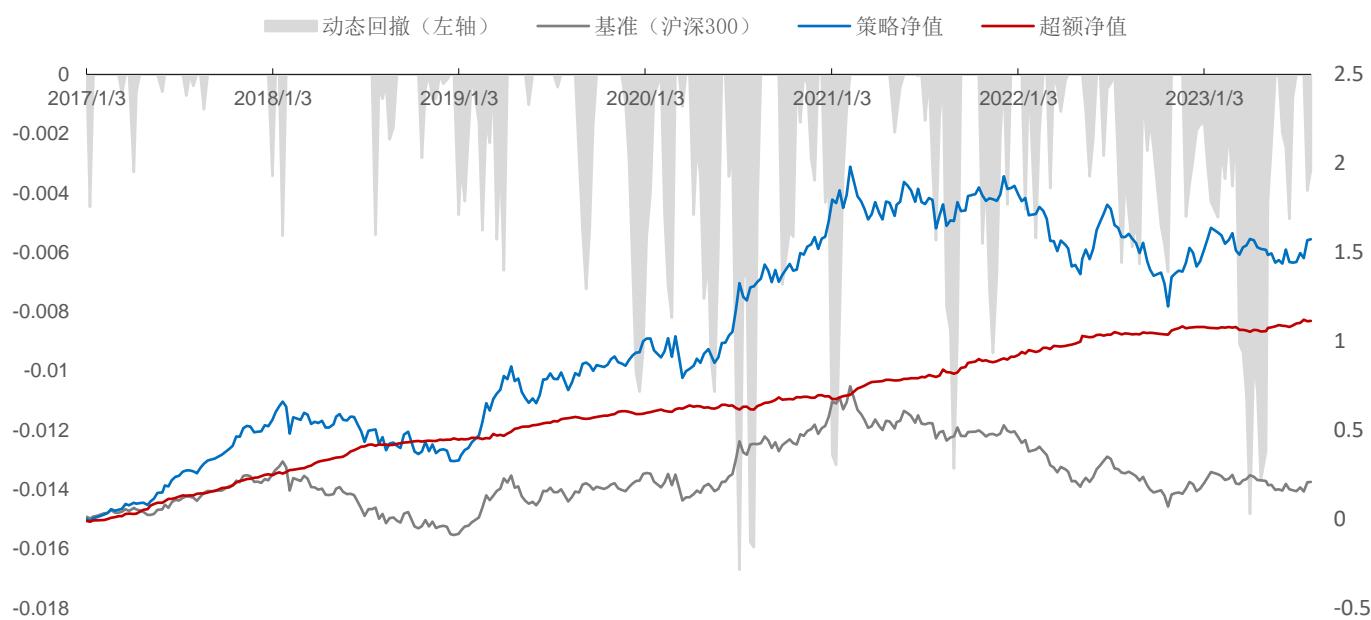
资料来源：招商证券

表 13：沪深 300 指数增强分年度表现（超额收益）

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	27.80%	16.45%	11.63%	11.61%	15.09%	12.22%	9.30%	13.00%
	最大回撤	-1.58%	-0.56%	-1.08%	-1.60%	-1.67%	-0.46%	-1.21%	-1.67%
dhsl=0.4	年化收益率	30.32%	20.78%	13.36%	9.91%	17.43%	12.76%	6.33%	12.47%
	最大回撤	-1.58%	-0.54%	-1.07%	-1.67%	-1.33%	-0.67%	-1.33%	-1.67%
dhsl=0.6	年化收益率	31.25%	19.93%	10.36%	9.04%	21.12%	10.72%	6.86%	10.52%
	最大回撤	-1.58%	-1.08%	-1.73%	-2.55%	-1.05%	-0.99%	-2.03%	-2.55%

资料来源：招商证券

图 20：沪深 300 策略净值走势图（双边换手率 20%，费后）



资料来源：招商证券

从结果来看，沪深 300 指增策略的表现良好，在周双边换手率约束为 20%的情况下，取得了最高的超额年化收益率。随着换手率的提高，超额年化收益率有所下降且最大回撤提高，说明交易费用侵蚀了因子收益率。

3.2. 中证 500 指数增强策略

表 14: 中证 500 指数增强分年度表现 (绝对收益)

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	10.26%	-12.48%	43.51%	27.63%	29.90%	-6.09%	29.55%	13.08%
	最大回撤	-10.29%	-22.96%	-17.10%	-10.66%	-8.44%	-23.71%	-3.37%	-23.71%
dhsl=0.4	年化收益率	16.28%	-8.13%	43.12%	31.62%	34.54%	-3.98%	28.84%	14.62%
	最大回撤	-10.14%	-19.83%	-18.15%	-10.60%	-8.71%	-23.17%	-4.32%	-23.17%
dhsl=0.6	年化收益率	19.53%	-4.72%	46.31%	35.37%	38.32%	-2.23%	31.55%	15.97%
	最大回撤	-10.60%	-19.73%	-18.56%	-10.88%	-8.73%	-22.35%	-3.88%	-22.35%

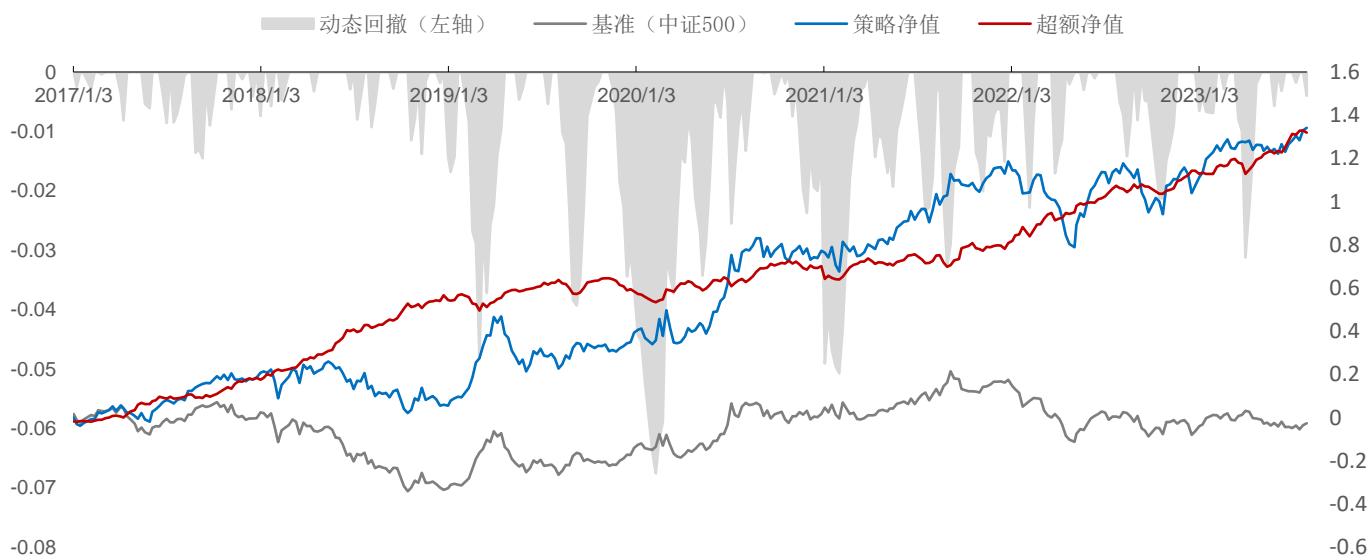
资料来源：招商证券

表 15: 中证 500 指数增强分年度表现 (超额收益)

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	15.35%	32.58%	4.15%	9.34%	5.11%	23.15%	19.04%	12.86%
	最大回撤	-2.60%	-1.01%	-5.32%	-3.69%	-5.61%	-1.98%	-3.09%	-7.13%
dhsl=0.4	年化收益率	23.13%	38.18%	4.49%	11.08%	10.06%	23.16%	18.61%	14.14%
	最大回撤	-1.97%	-1.38%	-4.80%	-3.24%	-3.65%	-2.28%	-3.12%	-6.76%
dhsl=0.6	年化收益率	21.56%	40.94%	4.34%	9.72%	8.56%	20.76%	20.73%	14.44%
	最大回撤	-2.10%	-1.06%	-4.16%	-3.46%	-4.50%	-2.17%	-3.20%	-7.29%

资料来源：招商证券

图 21: 中证 500 策略净值走势图 (双边换手率 40%，费后)



资料来源：招商证券

中证 500 指增策略在周双边换手率约束大于 40% 的情况下，超额年化收益率年化收益率没有明显提升但最大回撤增大。继续提高换手率约束限制无法显著提高年化收益率的表现。从上述分析可以看出，沪深 300 和中证 500 指增策略的换手率约束不宜过高，这也对因子的自相关性提出了更高的要求。

3.3. 中证 1000 指数增强策略

表 16: 中证 1000 指数增强分年度表现 (绝对收益)

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	10.26%	-12.48%	43.51%	27.63%	29.90%	-6.09%	29.55%	13.08%
	最大回撤	-10.29%	-22.96%	-17.10%	-10.66%	-8.44%	-23.71%	-3.37%	-23.71%
dhsl=0.4	年化收益率	16.28%	-8.13%	43.12%	31.62%	34.54%	-3.98%	28.84%	14.62%
	最大回撤	-10.14%	-19.83%	-18.15%	-10.60%	-8.71%	-23.17%	-4.32%	-23.17%
dhsl=0.6	年化收益率	19.53%	-4.72%	46.31%	35.37%	38.32%	-2.23%	31.55%	15.97%
	最大回撤	-10.60%	-19.73%	-18.56%	-10.88%	-8.73%	-22.35%	-3.88%	-22.35%

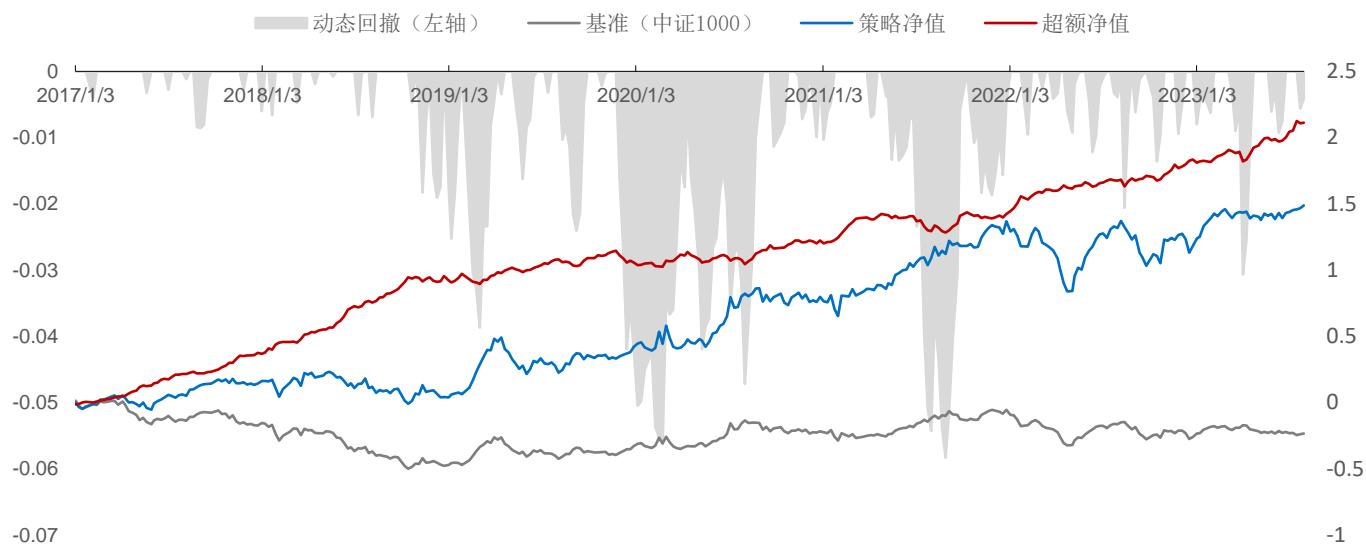
资料来源：招商证券

表 17: 中证 1000 指数增强分年度表现 (超额收益)

	指标	2017	2018	2019	2020	2021	2022	-2023.7	全样本
dhsl=0.2	年化收益率	33.63%	39.32%	10.19%	8.08%	6.56%	20.48%	21.24%	17.13%
	最大回撤	-1.40%	-1.81%	-3.83%	-3.91%	-7.98%	-1.47%	-3.18%	-7.98%
dhsl=0.4	年化收益率	41.02%	46.02%	9.76%	11.90%	10.50%	23.15%	20.63%	18.77%
	最大回撤	-1.40%	-2.08%	-4.12%	-2.96%	-6.98%	-2.22%	-3.30%	-6.98%
dhsl=0.6	年化收益率	44.91%	51.18%	12.16%	15.06%	13.67%	25.35%	23.09%	20.13%
	最大回撤	-1.40%	-1.92%	-4.22%	-3.71%	-5.62%	-1.69%	-3.61%	-5.62%

资料来源：招商证券

图 22: 中证 1000 策略净值走势图 (双边换手率 60%， 费后)



资料来源：招商证券

中证 1000 指增策略受换手率限制的影响明显强于沪深 300 策略和中证 500 策略。在双边换手率限制提高的过程中，超额年化收益率基本呈现一个上升的趋势，最大回撤呈现出下降的趋势。对于中证 1000 指增策略，适当提高换手率约束可以提高策略的收益表现。

四、总结

本文利用截面模型 MLP、GBDT 以及时序神经网络 GRU、AGRU 构建了四个基于日频量价数据的量价因子模型。本文观察到，截面模型在引入历史特征后因子学习能力与时序模型基本处于同一水平。GBDT 学习到的因子年化收益率最高。从模型的平均相关性来看，从 2017 年以来，模型之间的相关性有所提升。整体来看截面模型和时序模型学习到的因子之间的相关性低于同类型模型之间的相关性。通过不同模型的因子 60 日 ICIR 的 Voting 集成之后，集成因子的表现有所提升，ICIR 提高到 11.9%（全 A），多头年化收益率提高到 33.11%。说明不同模型之间学习到的因子有一定的增量。

通过分析集成因子与常见因子的相关性，发现量价集成因子在流动性和残差波动率上的风格暴露相对较高，在其他风格上的暴露较低。在剔除了常见风格的影响之后，集成因子的多头组收益率有所下降，这可能和一定程度的风格暴露有关。中性化集成因子的 Alpha 依然显著。

最后本文基于集成因子构建了基于沪深 300、中证 500 和中证 1000 的周频指增策略。沪深 300 指数增强策略在低还手限制下，费后表现更好。中证 500 策略双边换手率大于 0.4 时，费后年化收益率提升不明显，最大回撤有所提高。中证 1000 在高换手率的情形下能够获得更高的费后年化收益率。在双边还手限制为 60%时候，费后年化超额收益率达到 20.13%。超额最大回撤-5.62%。信息比率 3.07。

参考文献:

1. Chen T, He T, Benesty M, et al. Xgboost: extreme gradient boosting[J]. R package version 0.4-2, 2015, 1(4): 1-4.
2. Ke G, Meng Q, Finley T, et al. Lightgbm: A highly efficient gradient boosting decision tree[J]. Advances in neural information processing systems, 2017, 30.
3. Zhang A, Lipton Z C, Li M, et al. Dive into deep learning[J]. arXiv preprint arXiv:2106.11342, 2021.
4. Chung J, Gulcehre C, Cho K H, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[J]. arXiv preprint arXiv:1412.3555, 2014.
5. Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
6. Chung J, Gulcehre C, Cho K H, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[J]. arXiv preprint arXiv:1412.3555, 2014.
7. Qin Y, Song D, Chen H, et al. A dual-stage attention-based recurrent neural network for time series prediction[J]. arXiv preprint arXiv:1704.02971, 2017.
8. Boyd S P, Vandenberghe L. Convex optimization[M]. Cambridge university press, 2004.

分析师承诺

负责本研究报告的每一位证券分析师，在此申明，本报告清晰、准确地反映了分析师本人的研究观点。本人薪酬的任何部分过去不曾与、现在不与，未来也将不会与本报告中的具体推荐或观点直接或间接相关。

评级说明

报告中所涉及的投资评级采用相对评级体系，基于报告发布日后 6-12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期当地市场基准指数的市场表现预期。其中，A 股市场以沪深 300 指数为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普 500 指数为基准。具体标准如下：

股票评级

强烈推荐：预期公司股价涨幅超越基准指数 20%以上

增持：预期公司股价涨幅超越基准指数 5-20%之间

中性：预期公司股价变动幅度相对基准指数介于±5%之间

减持：预期公司股价表现弱于基准指数 5%以上

行业评级

推荐：行业基本面向好，预期行业指数超越基准指数

中性：行业基本面稳定，预期行业指数跟随基准指数

回避：行业基本面转弱，预期行业指数弱于基准指数

重要声明

本报告由招商证券股份有限公司（以下简称“本公司”）编制。本公司具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。本报告基于合法取得的信息，但本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。报告中的内容和意见仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价，在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。除法律或规则规定必须承担的责任外，本公司及其雇员不对使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失负任何责任。本公司或关联机构可能会持有报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务服务。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突。

本报告版权归本公司所有。本公司保留所有权利。未经本公司事先书面许可，任何机构和个人均不得以任何形式翻版、复制、引用或转载，否则，本公司将保留随时追究其法律责任的权利。

证券研究报告 /金融工程研究报告

精选 32 个技术指标在指数上的择时能力分析

---量化择时系列一

报告摘要：

行为金融学为技术分析提供理论支撑

技术分析认为“市场包容一切”，所有影响价格的因素，无论是经济的、政治的还是心理的，全部的影响已经由供求关系反应在了价格之中。本报告从信息发现、趋势追随和羊群效应三个维度，从理论上分析了技术分析能获取超额收益的原因。

将技术指标分为趋势类、动量类、波动类和成交量类，刻画量价关系

本报告根据 32 个技术指标的内在特性，将它们分为趋势类、动量类、波动类和成交量类四大类。趋势类包括 SMA、EMA、KAMA、MACD、AROON、ADX、DPO、SAR，动量类包括 MOM、BIAS、RSI、ROC、KDJ、WR、CCI、CMO、UO、TRIX、POS，波动类包括 ATR、BBANDS、DC、ACCBANDS、MASSI、RVI、UDVD，成交量类包括 AD、OBV、MFI、EOM、MAAMT、FI。四大类指标从不同维度刻画量价关系。

默认参数技术指标在宽基指数上择时能力有不同表现

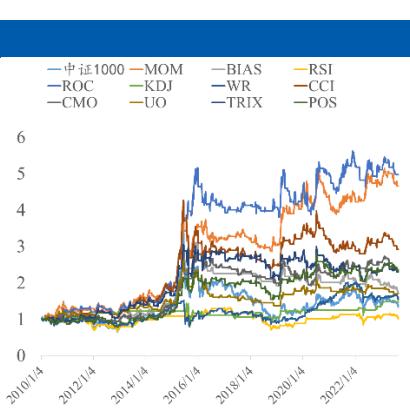
本报告在沪深 300、中证 500、中证 1000、国证 2000 以及创业板指上回测了四大类指标的择时能力，回测表明，绝大部分技术指标在指数上均可以获取长期正的超额收益。且部分指标在小盘指数上的表现相较于大盘指数，超额收益率提升显著。

参数稳定性、样本外有效性、信号有效性、牛熊市情景分析多维评价

技术指标在使用时除了选择经典参数，还要避免参数的过拟合。从参数选择标准上来看要尽量贴近“参数高原”，远离“参数孤岛”。本报告以沪深 300 为例，将指标的参数组合可视化，绘制了不同参数组合的择时能力热力图，直观地反应了技术指标参数的稳定性，并对最优参数的样本外的有效性进行了检验。

根据技术指标形成买卖信号后，统计对应交易标的接下来 N 日后累计收益情况来评估技术指标信号的有效性，该评估方法同时也是对 Buy & Hold 经典策略有效性的评价。

不同技术指标具备不同市场状态适应性，回测表明大部分指标很难同时兼顾趋势市和震荡市，因此不同指标可能会发出互相矛盾的择时信号。本报告以牛市捕获比例、熊市抗跌比例和震荡市超额收益三个维度评价指标，共同构成了牛熊市情景分析的评价体系。



相关报告

- 《上月规模、成长、预期因子表现相对较优》
--20231103
- 《债基回报收窄，配置权益比重下降》
--20231030
- 《2023 年三季度公募主动权益基金持仓解析》
--20231027
- 《红利投资的特征与增强》
--20231026
- 《上月红利、价值、规模因子表现较优》
--20231009

证券分析师：王琦

执业证书编号：S0550521100001
021-61002390 wangqi_5636@nesc.cn

风险提示：

目 录

1. 引言	6
1.1.1. 技术分析的三个前提	6
1.1.2. 技术分析的本质是行为金融学	6
2. 技术指标	7
2.1. 技术指标分类	7
2.2. 如何产生策略信号	8
2.2.1. 金叉死叉	8
2.2.2. 区间突破	9
2.2.3. 超买超卖	10
3. 单技术指标回测	12
3.1. 趋势类指标回测	12
3.2. 动量类指标回测	16
3.3. 波动类指标回测	20
3.4. 成交量类指标回测	23
3.5. 参数稳定性检验	26
3.5.1. 技术指标参数组合表现（样例，更多见附录）	27
3.5.2. 最优参数样本外检验	28
3.6. 信号有效性	29
3.7. 牛熊市情景分析	30
4. 总结	32
5. 附录	34
5.1. 数学符号说明	34
5.2. 技术指标定义及买卖信号产生方式	34
5.2.1. 均线类指标 (SMA、EMA、KAMA)	34
5.2.2. 指数平滑异同平均线(MACD)	35
5.2.3. 阿隆指标(AROON)	35
5.2.4. 平均趋向指标(ADX)	35
5.2.5. 区间震荡线(DPO)	36
5.2.6. 抛物线指标(SAR)	36
5.2.7. 动量指标 (MOM)	36
5.2.8. 乖离率 (BIAS)	37
5.2.9. 相对强弱指数 (RSI)	37
5.2.10. 变动率指标 (ROC)	37
5.2.11. 随机指标 (KDJ)	38
5.2.12. 威廉指标 (WR)	38
5.2.13. 顺势指标 (CCI)	38
5.2.14. 钱德勒动量摆动指标 (CMO)	38
5.2.15. 终极振荡器 (UO)	39
5.2.16. 三重指数平滑移动平均指标 (TRIX)	39
5.2.17. 位置指标 (POS)	39
5.2.18. 均幅指标 (ATR)	40
5.2.19. 布林带 (BBANDS)	40
5.2.20. 唐奇安通道 (DC)	40
5.2.21. 加速带指标 (ACCBANDS)	41
5.2.22. 梅斯线 (MASSI)	41
5.2.23. 相对离散指数 (RVI)	41
5.2.24. 单项波动差 (UDVD)	42

5.2.25.	累计派发指标(AD)	42
5.2.26.	能量潮(OBV)	42
5.2.27.	资金流量指标(MFI)	43
5.2.28.	简易波动指标(EOM)	43
5.2.29.	成交量均线(MAAMT)	43
5.2.30.	强劲指数(FI)	44
5.3.	技术指标最优参数组合区域表现	44
5.4.	技术指标信号的有效性	50

图表目录

图 1:	技术指标分析方法	8
图 2:	金叉死叉案例 1: MA(10,60)	9
图 3:	金叉死叉案例 2: MACD(12,26,9)	9
图 4:	区间突破案例 1: BBANDS (20,2)	10
图 5:	区间突破案例 2: KC (14,2)	10
图 6:	超买超卖案例 1: RSI (14)	11
图 7:	超买超卖案例 2: WR (20)	11
图 8:	沪深 300 与趋势类指标净值曲线	13
图 9:	中证 500 与趋势类指标净值曲线	13
图 10:	中证 1000 与趋势类指标净值曲线	14
图 11:	国证 2000 与趋势类指标净值曲线	15
图 12:	创业板指与趋势类指标净值曲线	15
图 13:	沪深 300 与动量类指标净值曲线	16
图 14:	中证 500 与动量类指标净值曲线	17
图 15:	中证 1000 与动量类指标净值曲线	18
图 16:	国证 2000 与动量类指标净值曲线	18
图 17:	创业板指与动量类指标净值曲线	19
图 18:	沪深 300 与波动类指标净值曲线	20
图 19:	中证 500 与波动类指标净值曲线	21
图 20:	中证 1000 与波动类指标净值曲线	21
图 21:	国证 2000 与波动类指标净值曲线	22
图 22:	创业板指与波动类指标净值曲线	23
图 23:	沪深 300 与成交量类指标净值曲线	24
图 24:	中证 500 与成交量类指标净值曲线	24
图 25:	中证 1000 与成交量类指标净值曲线	25
图 26:	国证 2000 与成交量类指标净值曲线	25
图 27:	创业板指与成交量类指标净值曲线	26
图 28:	SMA	27
图 29:	MACD	27
图 30:	趋势类&动量类指标样本内外表现	28
图 31:	波动类&成交量类指标样本内外表现	29
图 32:	市场状态划分(20100104-20230831)	30
图 33:	SMA	44
图 34:	EMA	44
图 35:	KAMA	45
图 36:	MACD	45
图 37:	AROON	45
图 38:	ADX	45
图 39:	DPO	45

图 40: SAR	45
图 41: MOM.....	46
图 42: BIAS.....	46
图 43: RSI.....	46
图 44: ROC	46
图 45: KDJ	46
图 46: WR	46
图 47: CCI.....	47
图 48: CMO	47
图 49: UO	47
图 50: TRIX	47
图 51: POS	47
图 52: ATR/KC	47
图 53: BBANDS	48
图 54: DC	48
图 55: ACCBANDS	48
图 56: MASSI.....	48
图 57: RVI.....	48
图 58: UDVD.....	48
图 59: AD	49
图 60: OBV.....	49
图 61: MFI	49
图 62: EOM.....	49
图 63: MAAMT	49
图 64: FI	49

表 1: 传统金融学 V.S. 行为金融学	7
表 2: 技术指标分类	7
表 3: 趋势类技术指标默认参数和买卖信号规则	12
表 4: 趋势类指标在沪深 300 择时统计量	13
表 5: 趋势类指标在中证 500 择时统计量	14
表 6: 趋势类指标在中证 1000 择时统计量	14
表 7: 趋势类指标在国证 2000 择时统计量	15
表 8: 趋势类指标在创业板指择时统计量	16
表 9: 动量类技术指标默认参数和买卖信号规则	16
表 10: 动量类指标在沪深 300 择时统计量	17
表 11: 动量类指标在中证 500 择时统计量	17
表 12: 动量类指标在中证 1000 择时统计量	18
表 13: 动量类指标在国证 2000 择时统计量	19
表 14: 动量类指标在创业板指择时统计量	19
表 15: 波动类技术指标默认参数和买卖信号规则	20
表 16: 波动类指标在沪深 300 择时统计量	20
表 17: 波动类指标在中证 500 择时统计量	21
表 18: 波动类指标在中证 1000 择时统计量	22
表 19: 波动类指标在国证 2000 择时统计量	22
表 20: 波动类指标在创业板指择时统计量	23
表 21: 成交量类技术指标默认参数和买卖信号规则	23
表 22: 成交量类指标在沪深 300 择时统计量	24
表 23: 成交量类指标在中证 500 择时统计量	24
表 24: 成交量类指标在中证 1000 择时统计量	25
表 25: 成交量类指标在国证 2000 择时统计量	25

表 26: 成交量类指标在创业板指时统计量	26
表 27: 技术指标样本内最优参数组合及表现	27
表 28: 技术指标样本内最优参数组合及表现（续）	28
表 29: 技术指标信号有效性（样例，更多见附录）	29
表 30: 牛熊情景分析评价指标	30
表 31: 趋势类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析	31
表 32: 动量类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析	31
表 33: 波动类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析	32
表 34: 成交量类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析	32
表 35: 数学符号公式解释	34
表 36: 技术指标信号有效性	50
表 37: 技术指标的有效性（续 1）	51
表 38: 技术指标的有效性（续 3）	52
表 39: 技术指标的有效性（续 4）	53

1. 引言

技术分析是指运用过去价格、成交量、持仓量来预判未来价格走势，并据此进行交易决策的分析方法。Pring(2002)认为，技术分析的艺术就在于提前识别价格走势并持仓，直到证据表明趋势已经逆转。

1.1.1. 技术分析的三个前提

Murphy在他的技术分析的经典之作《金融市场技术》分析中提到了技术分析有三个基本假设条件：①市场行为包容消化一切；②价格以趋势方式演变；③历史会重演。

“**市场行为包容消化一切**”构成了技术分析的基石。技术分析认为，所有影响价格的因素，无论是经济的、政治的还是心理的，全部的影响已经由供求关系反应在了价格之中，因此研究价格就足够了。也就是说技术分析并没有理会导致价格涨跌的背后的经济基础，而是通过研究价格图表或者大量的技术指标，让市场自我揭示它接下来最可能的走势。

趋势是技术分析的核心，“顺势而为”是技术分析的核心思想，技术分析认为对于一个即成的趋势，下一步最大的可能就是延续既有趋势，直到出现反转信号为止。技术分析的工作就是提前判断趋势并且追随趋势来获取收益。

“**历史会重演**”认为技术分析和市场行为学与人类心理有着十分紧密的联系，市场通过价格形态反映了投资者对当前市场看涨或者看跌的心理。这是因为当市场出现和之前相似的变化时，技术分析认为人们也会做出相似的行为，最终导致市场出现了相似的发展。

1.1.2. 技术分析的本质是行为金融学

学术界对于技术分析有效性的挑战主要基于有效市场假说(EMH)，由Fama(1970)在他的经典论文《有效资本市场：理论与实证研究回顾》中正式提出。在一定的假设条件下，EMH认为股票价格已经及时、充分、准确反映了当前市场的一切有价值的信息，投资者不可能获得高于市场平均水平的超额收益。由于无法获得新信息，技术分析完全失效。

然而，市场上总有一些“异象”是无法用以EMH为代表的传统金融学理论来解释，比如羊群效应、追涨杀跌、日历效应等，市场的有效性遭到质疑，Kahneman和Tverskey(1979)提出了期望理论奠定了行为金融学的理论基础，行为金融学认为，人在投资决策中不是完全理性的，会受到过度自信、代表性、可得性、框架依赖、锚定效应、损失厌恶等心理影响，出现系统性认知偏差，对新的信息反应过度和反应不足。

Rode(1995)指出，信息的处理时间方面存在太多限制，且信息不断出现，往往超过了投资者处理信息的能力，而技术分析运用简化的信息去理解复杂的世界，“使不可捉摸的信息变得没那么复杂了”。技术分析代表了有限理性的投资者的理性选择，即运用较少的信息成本实现足够合理的决策。

汪天都(2014)在《技术分析、有效市场与行为金融》总结了技术分析可能产生超额收益的三个原因：

- 1) **信息发现**：市场中存在信息不对称，价格不能够立即反应所有私有信息，因此技术分析可以帮助理性投资者预测未公开信息。
- 2) **趋势追随**：根据Black(1986)噪声交易理论，市场上存在两批投资者，一批是理性投资者，另一批是噪声投资者，噪声投资者存在认知偏差，不能

够对信息进行客观公正的处理，使得价格进一步高估低估，技术分析通过刻画并反映了他们追随趋势的行为并随波逐流进行交易，从而获得超额收益。

- 3) **羊群效应：**大量投资者使用类似的技术交易规则，从而产生同质的交易行为，推动价格朝着技术交易期望的方向自我实现。

表 1：传统金融学 V.S. 行为金融学

	传统金融学	行为金融学
市场有效性	完全有效	非完全有效
投资者行为	理性	有限理性
价格	准确、及时反应所有信息	存在过度反应/反应不足
研究方法	演绎推理	归纳法
技术分析	无效	有效

数据来源：东北证券

2. 技术指标

2.1. 技术指标分类

技术指标是基于历史资产价格、成交量、持仓量（期货）进行一系列数学运算得到指标，虽然用来构造技术指标的数据种类看似不多，但是通过运用大量的数学算子，技术指标的构成千变万化，通常绘制成图表，借助图表来更好地来观察和预测资产价格走势。为了更好地理解技术指标的底层逻辑，我们把常用的技术指标分为四大类，即趋势类、动量类、波动类和成交量类。

关于本报告中的所有技术指标详细的构造逻辑和使用方法，请参考附录 5.2。

表 2：技术指标分类

类型	含义	主要指标
趋势	趋势的方向/强弱	SMA、EMA、KAMA、MACD、AROON、ADX、DPO、SAR
动量	趋势变动的速率	MOM、BIAS、RSI、ROC、KDJ、WR、CCI、CMO、UO、TRIX、POS
波动	价格波动的大小	ATR、BBANDS、DC、ACCBANDS、MASSI、RVI、UDVD
成交量	引入成交量计算	AD、OBV、MFI、EOM、MAAMT、FI

数据来源：东北证券

趋势类指标用来判断当前资产的在一定时期的的趋势是否存在和趋势的方向和强度，趋势的方向可以是上升、下降或者是震荡。例如均线（MA）是典型的趋势类指标，通过对价格的平滑来给出一段时间内的价格趋势。常见的趋势类指标有均线类、MACD、SAR 等。

动量类衡量趋势变动的速率，该指标通常被视为领先指标。短时间内的趋势变动速度预示着资产的供给和需求的相对关系，如果资产的供求关系过于偏离均衡状态，即处于超买或者超卖状态，根据反转效应，资产价格趋势很有可能在未来出现反转，从而给出买卖信号。常见的动量类指标有 MOM、RSI、KDJ、CCI、WR 等。

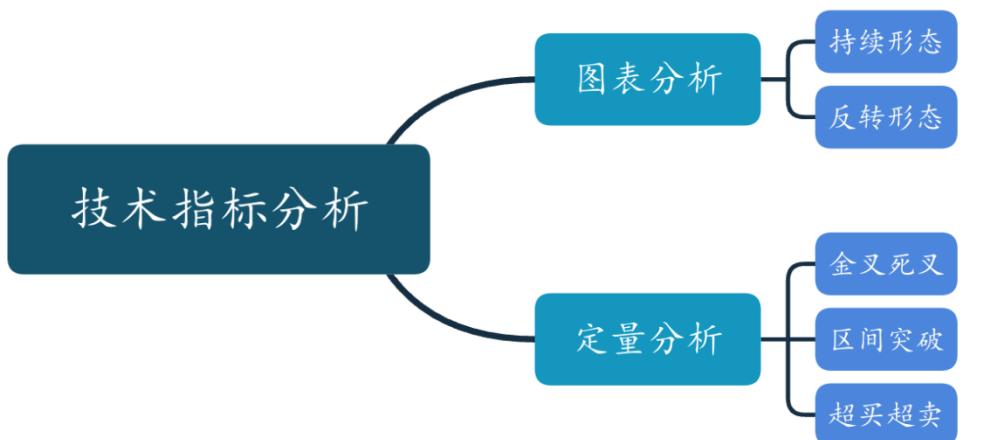
波动率类指标用来衡量资产价格变动的大小，价格的波动性可以辅助判断当前市场的风险水平。在以往的研究中，波动率指标的用法非常多样化，比如①利用波幅构造价格通道，采取区间突破的策略获取收益率的尾部收益，由于金融资产的收益率往往呈现厚尾的特性，从而具有较高的赔率；②利用波动率衡量市场情绪，例如芝加哥期权交易所 COBE 的 VIX 指数被广泛作为衡量市场风险和投资者恐慌的指标。常见的波动类指标有 ATR、BBANDS、DC 等。

成交量类指标将成交量引入技术指标的计算，成交量类指标也称为量能类指标。从直觉上来看，成交量代表着趋势的动能大小。市场上常有一种“量在价先”的说法，好的成交量类指标能够帮助确认趋势方向的改变，比如量价背离。常见的成交量类指标有 MFI、OBV、累计派发 AD 等。

2.2. 如何产生策略信号

技术指标的使用主要分为两大流派，一种是图表流派，即从定性观察的角度去分析特定的技术指标的价格形态代表的意涵，从大类上可以分为反转型和持续性，持续型包括三角形、旗形和矩形等，反转型包括头肩形、双重顶（底）、三重顶（底）等；另外一种是定量分析流派，主要依赖与数学计算和各种统计模型，对技术指标用定量的方衡量市场的价格趋势、供需关系及市场情绪等。

图 1：技术指标分析方法



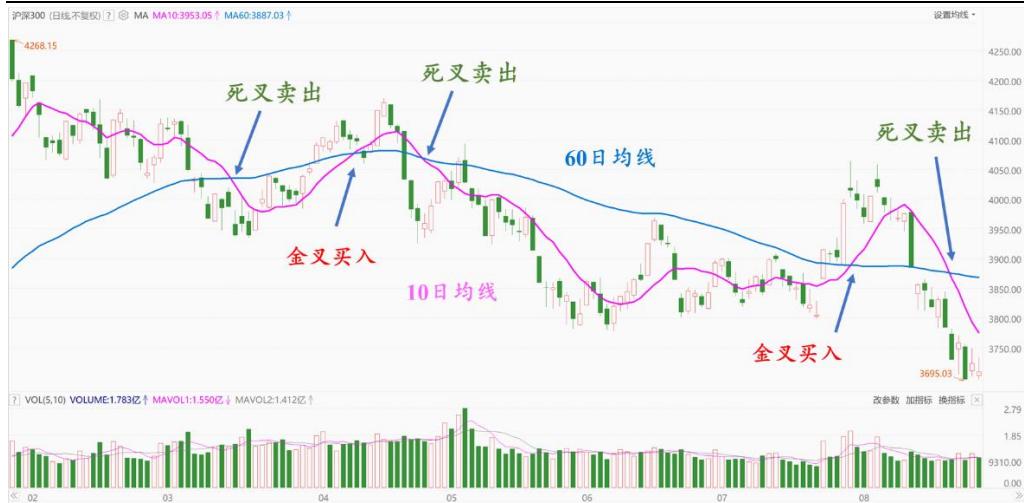
数据来源：东北证券

由于图表流派对于图表的识别存在较大的主观性，在本研究中，我们将聚焦于定量分析流派，以一些具体的技术指标的使用为例，分类介绍技术指标的应用方法。

2.2.1. 金叉死叉

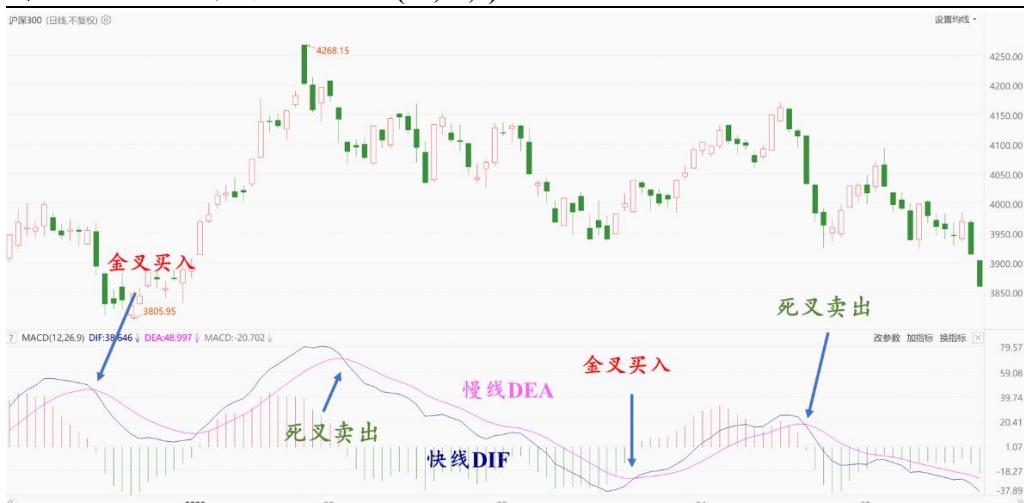
金叉死叉是根据两条参考线（均线、零线）相交发出多空信号，遵循“金叉买入，死叉卖出”的原则，本质上是对趋势的确认，属于趋势跟随策略，指示我们顺着趋势的方向交易，这种方法能够让利润充分增长，并且把损失限于小额。

案例 1：均线策略是经典的技术指标，利用不同平滑窗口的均线交叉作为交易信号。由于短期均线对价格比较灵敏，用来追寻短期趋势，长期均线虽然迟钝，但能够过滤掉一些噪声，避免短期价格的随机变化（噪声）带来的伪信号。Valeriy(2016)将均线策略信号的本质表述为“价差的加权指标”。当短期均线上穿长期均线形成金叉，下穿形成死叉，利用的是动量的持续性。

图 2：金叉死叉案例 1：MA(10,60)


数据来源：东北证券，东方财富

案例 2：MACD，被誉为技术指标之王，MACD 直译为均线收敛/发散，该指标首先利用指数加权的短期移动均线和长期移动均线的差离值得到 DIF，即快线，然后对 DIF 再次指数平滑后得到慢线 DEA，当慢线上穿快线形成金叉，慢线下穿快线形成死叉。

图 3：金叉死叉案例 2：MACD(12,26,9)


数据来源：东北证券，东方财富

2.2.2. 区间突破

区间突破以非常直观的方式揭露了买卖时点，同样利用的也是动量的持续性，但相较于均线，区间突破具备三大核心要素：信号、过滤、止损。区间突破利用上下区间线产生买卖信号，利用区间宽度作为信号过滤器，只有区间线被突破时，趋势才得到确认，此时跟随信号入场，抓住大单边行情的收益。

案例 1：布林带 (BBANDS)，在一条移动均线的两侧构建两个交易轨道，当价格突破通道上轨时买入，价格走低突破通道下轨时卖出。布林带以移动平均线为中轨，以过去一段时间价格的标准差乘以一个偏差系数为通道宽度，常用的系数为 2。

$$\text{上轨} = \text{MA} + \text{偏差系数} \times \text{Std}$$

$$\text{下轨} = \text{MA} - \text{偏差系数} \times \text{Std}$$

图 4：区间突破案例 1：BBANDS (20,2)


数据来源：东北证券，东方财富

案例 2：肯特纳通道 (KC)，肯特纳通道策略和布林带策略一样，都是当价格突破通道上轨做多，价格走低突破下轨做空，但是肯特纳通将布林带中的标准差替换为真实区间波幅 (ATR)，相对于标准差，ATR 更擅长捕捉 K 线跳空高开或者跳空低开的情况，更适合价格波动加大的品种。

$$\text{上轨} = \text{MA} + \text{偏差系数} \times \text{ATR}$$

$$\text{下轨} = \text{MA} - \text{偏差系数} \times \text{ATR}$$

图 5：区间突破案例 2：KC (14,2)


数据来源：东北证券，东方财富

2.2.3. 超买超卖

超买超卖时衡量市场上多空力量强度的方法，当市场出现短暂的超买超卖极端状态时，该方法能够及早的发出信号，但必须指出，超买超卖必须附属于基本的趋势分析，是一种第二位指标分析方法，当趋势动力正在衰退，而此时的价格仍继续维持原有趋势时，正是超买超卖提前发出警醒的好时机。

案例 1：相对强弱指数 (RSI)，RSI 是小韦尔斯·怀尔德提出，范围在 0 到 100 区间，根据市场买入和卖出的相对倾向判断市场多力量强弱的指标。一般认为， $RSI > 70$,

属于超买状态，后续行情可能出现回调，考虑卖出；RSI<30，属于超卖状态，短期反弹可能性较大，考虑买入。RSI 作为警告信号，并不意味着市场必然朝着预期的方向发展，只是作为目前市场状态的提示，必需结合其他指标综合分析。

$$RS = \frac{N \text{ 日内收盘涨数和的指数加权平均值}}{N \text{ 日内收盘跌数和的指数加权平均值}}$$

$$RSI = 100 - \frac{100}{1+RS}$$

图 6：超买超卖案例 1：RSI (14)

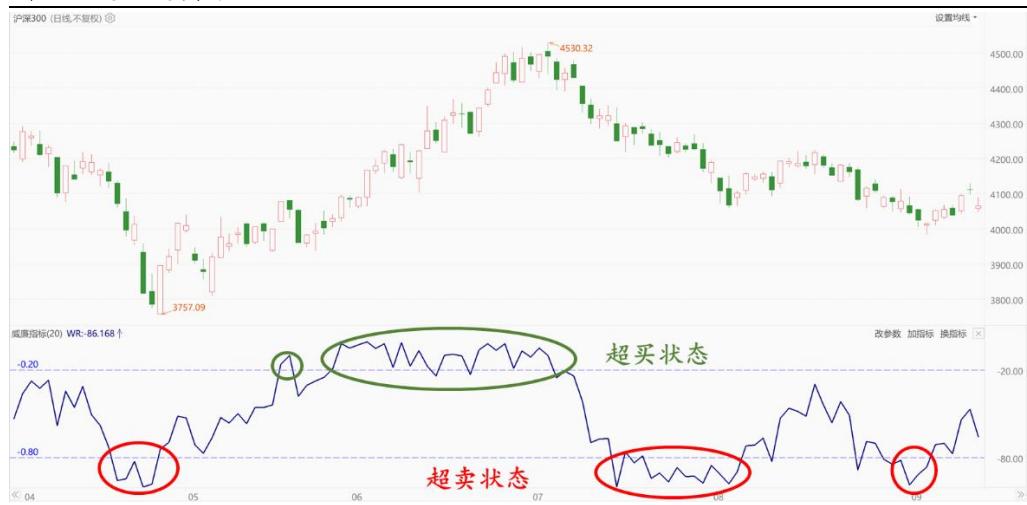


数据来源：东北证券，东方财富

案例 2：威廉指标 (WR)，威廉指标是一个震荡指标，通过衡量收盘价在过去一定天数里的价格范围的相对位置来反映多空力量，因此 WR 是用百分比来表示的，介于 0 到 100% 之间。如果收盘价越接近于最近 N 日最高价，WR 越接近于 100%，当高于 80% 时认为市场处于超买状态，考虑卖出；反之收盘价越接近于最近 N 日最低价，WR 越接近于 0，当低于 20% 时认为市场处于超卖状态，考虑买入。在实践中通常给 WR 乘以 -1 以符合上涨超买，下跌超卖的直观感受。

$$WR = \frac{N \text{ 日最高价} - \text{当日收盘价}}{N \text{ 日最高价} - N \text{ 日最低价}}$$

图 7：超买超卖案例 2：WR (20)



数据来源：东北证券，东方财富

3. 单技术指标回测

回测框架：

1. 时间周期：2010 年 1 月 4 日至 2023 年 8 月 31 日
2. 回测标的：沪深 300、中证 500、中证 1000、国证 2000、创业板指
3. 参数：选取技术指标的默认参数
4. 回测频率：日频
5. 交易策略：纯多头策略
6. 手续费率：万分之三

评价体系：参数稳定性、样本外有效性、信号的有效性、牛熊市情景分析

在技术指标的使用中，参数的选择至关重要，我们希望能够通过回测不同的参数，在实践中尽量选择在“参数高原”的参数进行交易，同时避开参数组合在空间上的出现跳跃的区域，即“参数孤岛”，通过该方法可以有效降低技术指标的参数敏感性。

参数优化存在过拟合的风险，将指数的价格序列划分为样本集和测试集，通过检验样本内外技术指标的表现的差异情况来评估参数样本外的有效性。

信号的有效性在学术上通常采用伯努利试验及 Bootstrap 检验等，用来评价交易信号的表现，在本研究中，我们采取观察技术指标产生买卖信号后 N 日的收益率表现，来评价信号的有效性，同时该检验也是对经典策略 Buy & Hold 的有效性的评价。

不同技术指标有可能会相互发出相互矛盾的交易信号，这就需要我们对交易系统中的技术指标进行筛选，其中的一个重要原则就是根据市场状态筛选出当前更具适应性的指标。我们这里提出了牛市捕获比例、熊市抗跌比例和震荡市超额收益三个维度评价指标，共同构成了牛熊市情景分析的评价体系。

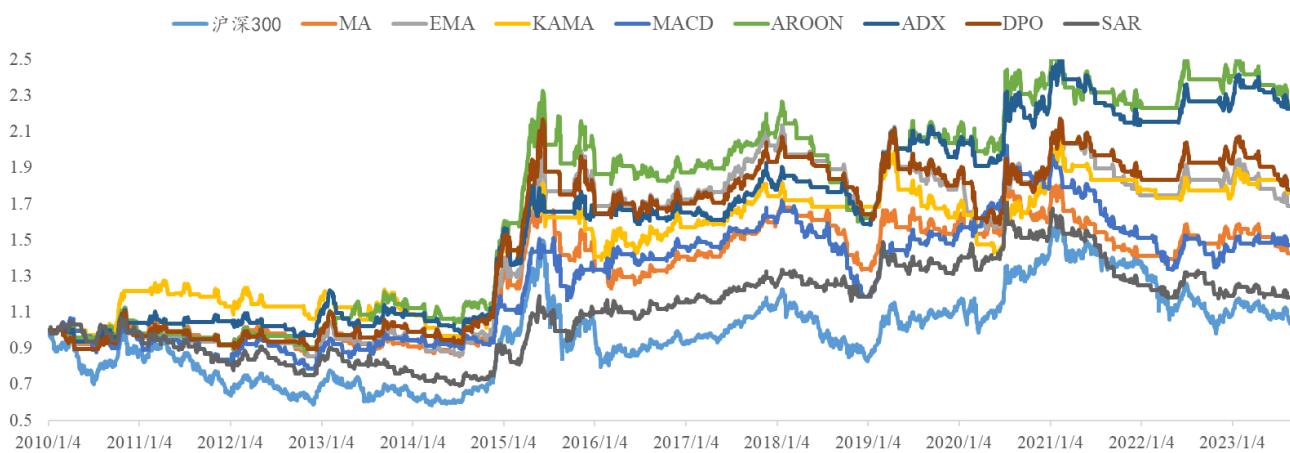
3.1. 趋势类指标回测

表 3：趋势类技术指标默认参数和买卖信号规则

技术指标	默认参数	信号规则
SMA	N1=5, N2=20	短期均线上穿长期均线，买入信号；短期均线下穿长期均线，卖出信号
EMA	N1=10, N2=20	同上
KAMA	N1=10, N2=20	同上
MACD	N1=12, N1=26, N3=9	MACD>0，买入信号；MACD<0，卖出信号
AROON	N=20, H=70	AROONUp 上穿 70，并且 Aroon>0，买入信号； AROONDowm 下穿 70，并且 Aroon<0，卖出信号
ADX	N=14	+DI 上穿 -DI，买入信号；+DI 下穿 -DI，卖出信号
DPO	N=20	DPO 上穿 0，买入信号；DPO 下穿 0，卖出信号
SAR	N=0.02, M=0.2	SAR 在收盘价下方，买入信号；SAR 在收盘价上方，卖出信号

数据来源：东北证券

图 8：沪深 300 与趋势类指标净值曲线



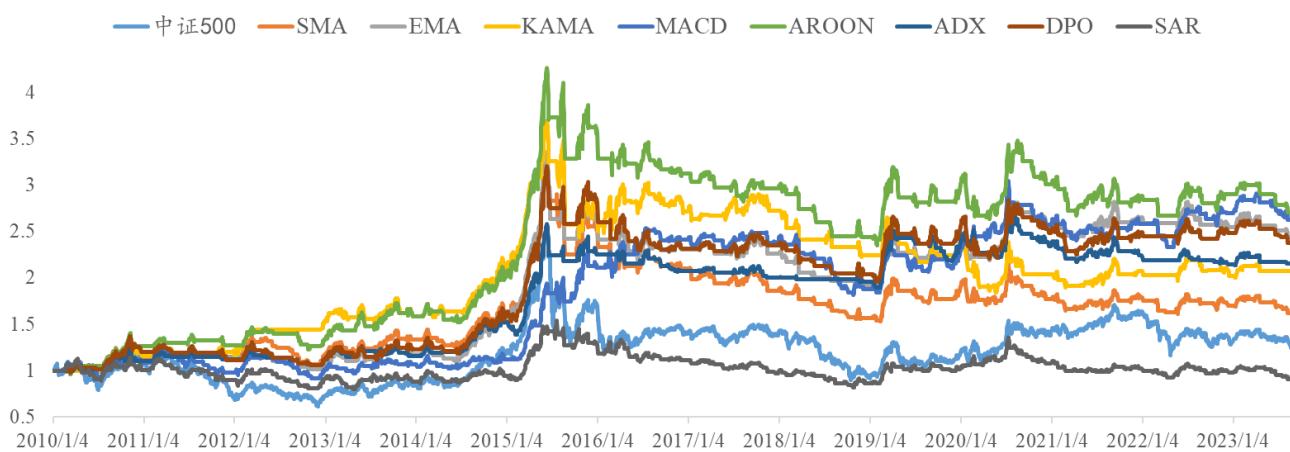
数据来源：东北证券，Wind

表 4：趋势类指标在沪深 300 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
SMA	0.26	2.72%	2.33%	14.53%	35.58%	2.49	30.28%	15.78
EMA	0.35	4.04%	3.65%	14.31%	32.39%	3.52	27.04%	10.78
KAMA	0.39	4.39%	3.99%	13.02%	44.26%	2.03	29.26%	9.26
MACD	0.28	2.97%	2.57%	14.40%	35.77%	2.31	34.15%	18.67
AROON	0.50	6.34%	5.94%	14.40%	45.90%	2.32	31.15%	9.26
ADX	0.54	6.30%	5.91%	12.84%	37.12%	3.14	19.44%	20.03
DPO	0.38	4.47%	4.07%	14.08%	29.63%	3.76	26.62%	16.39
SAR	0.16	1.31%	0.92%	14.09%	40.26%	1.76	35.30%	23.37

数据来源：东北证券，Wind

图 9：中证 500 与趋势类指标净值曲线

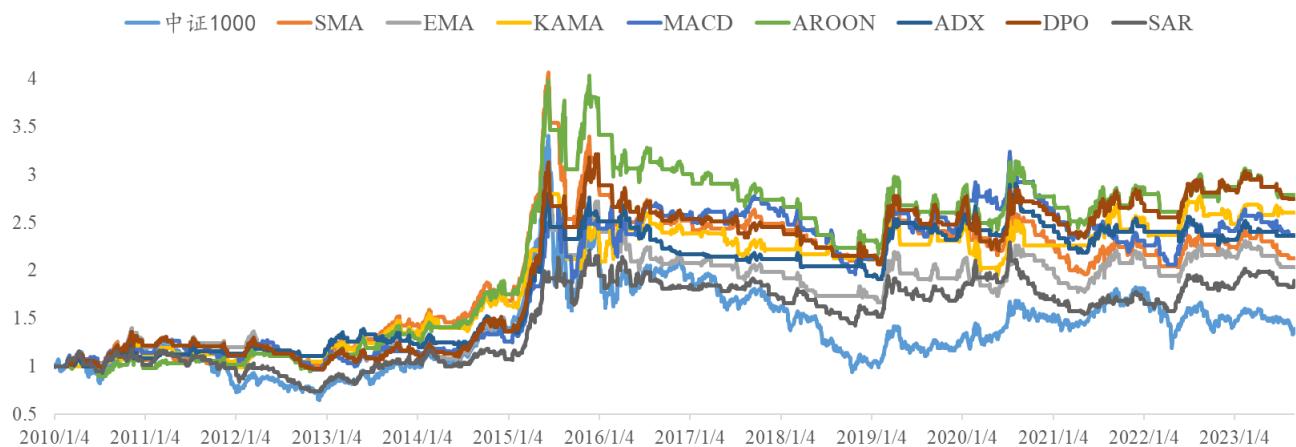


数据来源：东北证券，Wind

表 5: 趋势类指标在中证 500 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
SMA	0.30	3.74%	1.85%	16.60%	35.58%	2.66	52.58%	15.78
EMA	0.50	7.02%	5.13%	16.24%	31.34%	5.48	44.66%	10.17
KAMA	0.42	5.70%	3.81%	16.43%	50.00%	1.67	50.15%	10.02
MACD	0.54	7.62%	5.73%	15.97%	38.93%	2.61	28.30%	19.88
AROON	0.55	7.85%	5.96%	16.04%	38.71%	3.32	44.99%	9.41
ADX	0.51	6.01%	4.12%	13.15%	30.94%	4.72	26.45%	21.09
DPO	0.49	6.80%	4.91%	16.06%	27.03%	4.90	38.98%	16.85
SAR	0.04	-0.56%	-2.45%	15.66%	40.48%	1.66	47.19%	25.50

数据来源：东北证券，Wind

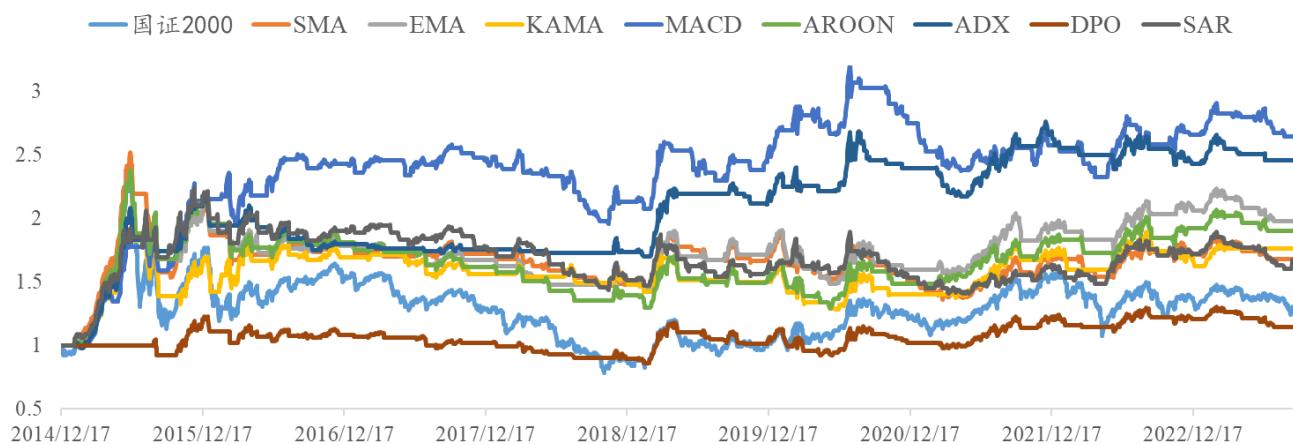
图 10: 中证 1000 与趋势类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 6: 趋势类指标在中证 1000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
SMA	0.42	5.91%	3.40%	17.57%	37.62%	2.71	51.90%	15.33
EMA	0.40	5.54%	3.03%	17.38%	31.51%	3.71	46.10%	11.08
KAMA	0.51	7.54%	5.03%	17.36%	52.83%	1.73	30.14%	8.04
MACD	0.47	6.78%	4.27%	17.24%	32.85%	3.14	36.40%	20.79
AROON	0.53	8.09%	5.59%	17.47%	45.90%	2.38	46.07%	9.26
ADX	0.53	6.73%	4.23%	14.31%	34.59%	3.33	32.04%	20.18
DPO	0.54	7.97%	5.47%	17.03%	31.30%	4.46	35.71%	17.45
SAR	0.37	4.91%	2.41%	17.09%	38.36%	2.10	37.74%	24.13

数据来源：东北证券，Wind

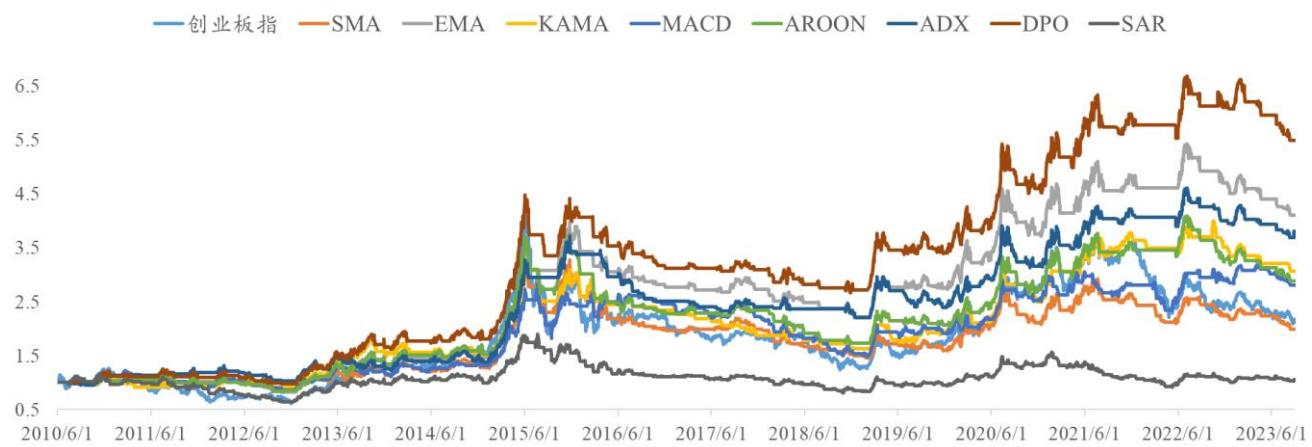
图 11：国证 2000 与趋势类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 7：趋势类指标在国证 2000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
SMA	0.43	6.35%	3.21%	17.99%	32.31%	3.94	46.10%	15.45
EMA	0.55	8.43%	5.29%	17.63%	35.90%	4.06	39.23%	9.27
KAMA	0.47	6.96%	3.82%	17.77%	44.74%	2.17	30.43%	9.03
MACD	0.77	12.25%	9.11%	16.77%	32.53%	4.17	27.83%	19.73
AROON	0.52	7.94%	4.80%	18.02%	40.54%	2.94	45.77%	8.80
ADX	0.82	11.26%	8.12%	14.34%	40.00%	3.83	23.23%	19.02
DPO	0.18	1.57%	-1.57%	15.43%	28.57%	3.07	29.80%	14.98
SAR	0.44	6.22%	3.08%	16.78%	35.92%	2.62	37.15%	24.49

数据来源：东北证券，Wind

图 12：创业板指与趋势类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 8：趋势类指标在创业板指时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
SMA	0.36	5.56%	-0.65%	21.03%	27.36%	3.98	55.67%	16.58
EMA	0.64	11.68%	5.46%	20.75%	34.85%	4.89	44.56%	10.32
KAMA	0.53	9.16%	2.94%	20.25%	40.00%	2.67	48.71%	10.95
MACD	0.50	8.42%	2.21%	20.31%	34.68%	2.88	47.49%	19.40
AROON	0.50	8.65%	2.44%	21.04%	36.36%	3.38	54.14%	10.32
ADX	0.65	10.96%	4.75%	18.67%	32.31%	4.40	40.59%	20.34
DPO	0.75	14.26%	8.05%	20.47%	29.29%	6.39	40.48%	15.49
SAR	0.12	0.42%	-5.79%	20.27%	33.33%	2.22	57.34%	24.40

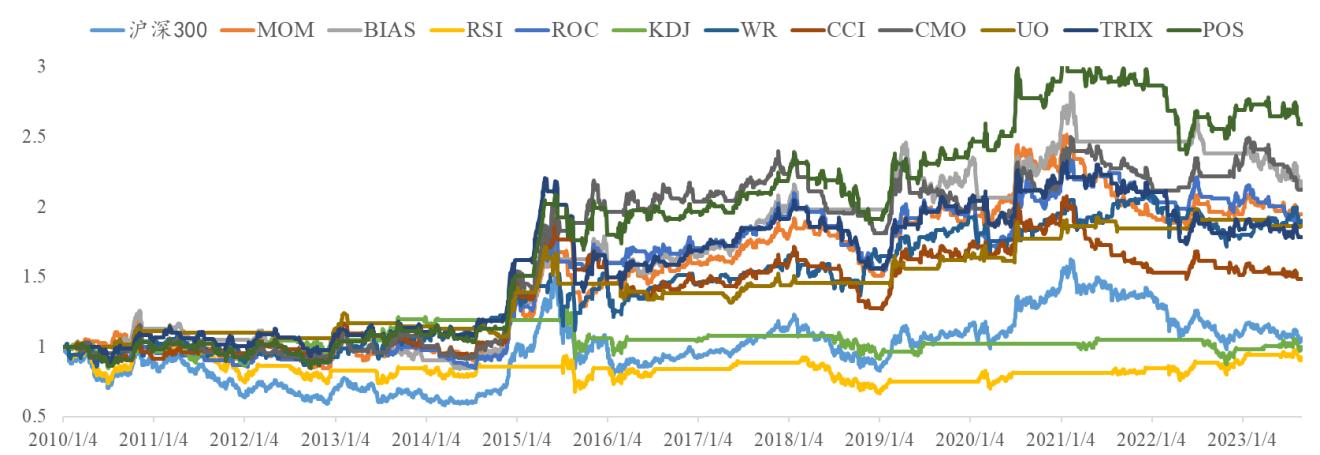
数据来源：东北证券，Wind

3.2. 动量类指标回测

表 9：动量类技术指标默认参数和买卖信号规则

技术指标	默认参数	信号规则
MOM	N=10	MOM>0, 买入信号；MOM<0, 卖出信号
BIAS	N=26, H=5	BIAS>5, 买入信号；BIAS<-5, 卖出信号
RSI	N=14, H=70, L=100-H	RSI 上穿 30, 买入信号；RSI 下穿 70, 卖出信号
ROC	N=20	ROC>0, 买入信号, ROC<0, 卖出信号
KDJ	N=9, M=3, H=80, L=100-H	D<20 时 K 线上穿 D 线, 买入信号；D>80 时 K 线下穿 D 线, 卖出信号
WR	N=6, H=-20, L=-(100+H)	WR 下穿 -80, 买入信号；WR 上穿 -20, 卖出信号
CCI	N=14, H=100, L=-H	CCI>100, 买入信号；CCI<-100, 卖出信号
CMO	N=25	CMO>0, 买入信号；CMO<0, 卖出信号
UO	N1=7, N2=14, N3=28	UO 上穿 70, 买入信号；UO 下穿 50, 卖出信号
TRIX	N1=12, N2=20	TRIX 上穿 TRMA, 买入信号；TRIX 下穿 TRMA, 卖出信号
POS	N=20, H=80, L=100-H	POS 上穿 80, 买入信号；POS 下穿 20, 卖出信号

数据来源：东北证券

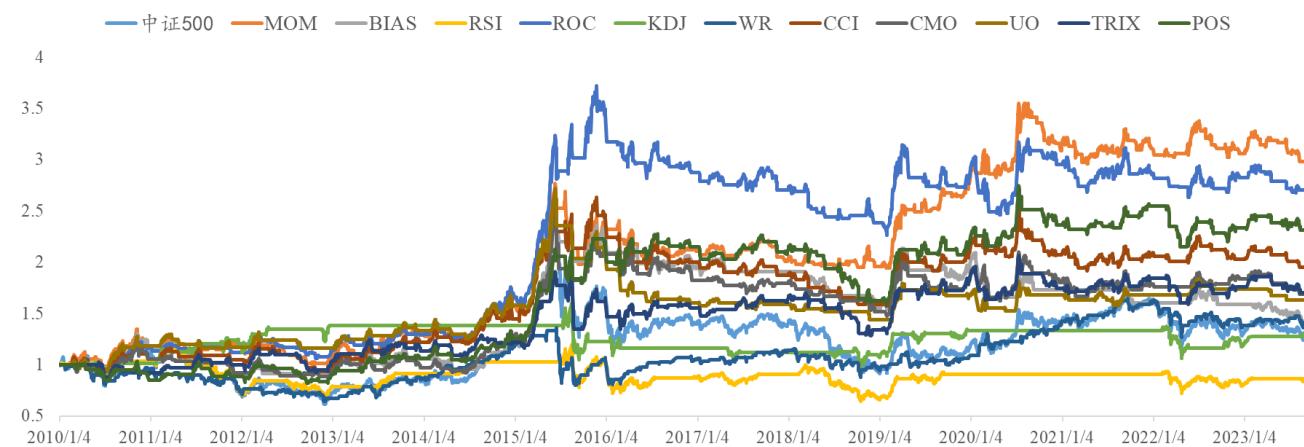
图 13：沪深 300 与动量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 10：动量类指标在沪深 300 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
MOM	0.43	5.18%	4.79%	14.25%	39.13%	2.26	29.87%	34.91
BIAS	0.49	6.05%	5.65%	13.89%	46.67%	3.48	33.31%	2.28
RSI	0.04	-0.65%	-1.04%	15.71%	50.00%	0.86	34.69%	2.12
ROC	0.41	4.86%	4.47%	14.16%	34.39%	3.13	26.27%	23.83
KDJ	0.06	-0.08%	-0.48%	12.68%	55.56%	0.84	32.33%	2.73
WR	0.38	4.95%	4.56%	16.04%	72.68%	0.54	30.73%	27.77
CCI	0.28	3.03%	2.64%	14.20%	44.87%	1.71	33.61%	11.84
CMO	0.48	5.87%	5.48%	14.01%	36.50%	3.05	24.48%	20.79
UO	0.56	4.82%	4.43%	9.21%	57.14%	1.85	23.35%	5.31
TRIX	0.38	4.49%	4.09%	14.40%	48.53%	1.75	36.99%	10.32
POS	0.58	7.49%	7.09%	14.15%	47.44%	2.13	23.89%	11.84

数据来源：东北证券，Wind

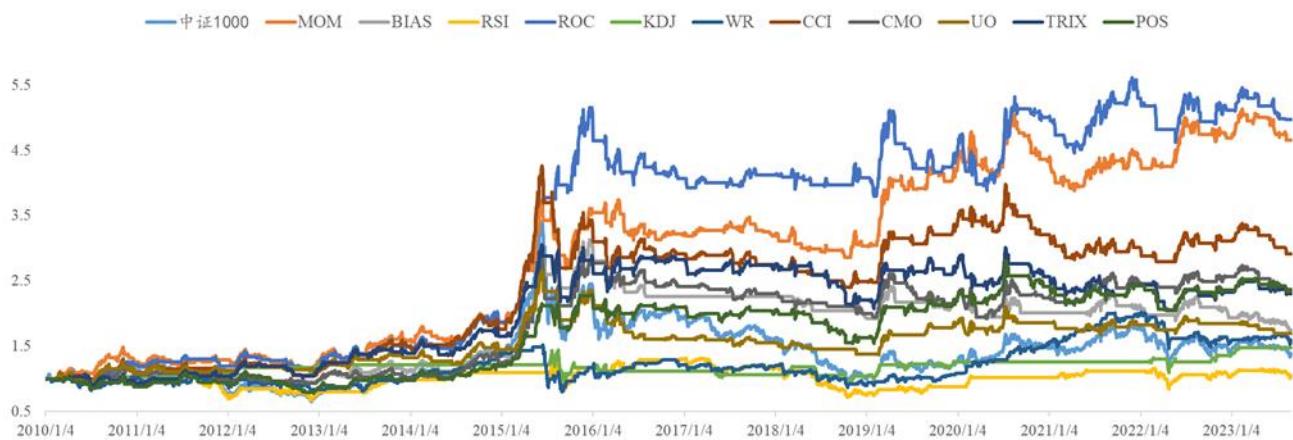
图 14：中证 500 与动量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 11：动量类指标在中证 500 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
MOM	0.61	8.65%	6.76%	15.56%	43.46%	2.14	29.75%	32.48
BIAS	0.24	2.64%	0.75%	15.91%	36.36%	3.32	44.91%	3.34
RSI	0.03	-1.12%	-3.01%	18.30%	58.33%	0.59	46.01%	1.82
ROC	0.55	7.85%	5.96%	15.97%	36.00%	3.31	39.11%	22.76
KDJ	0.22	2.02%	0.14%	13.43%	72.22%	0.72	39.33%	2.73
WR	0.23	2.58%	0.70%	17.97%	69.83%	0.55	41.14%	27.17
CCI	0.40	5.19%	3.30%	15.94%	41.25%	2.50	40.47%	12.14
CMO	0.33	4.06%	2.17%	16.03%	35.77%	2.90	39.91%	20.79
UO	0.34	3.79%	1.91%	13.65%	45.61%	1.87	47.41%	8.65
TRIX	0.33	4.13%	2.24%	16.38%	51.43%	1.39	32.83%	10.62
POS	0.48	6.58%	4.69%	15.71%	44.74%	2.05	30.67%	11.53

数据来源：东北证券，Wind

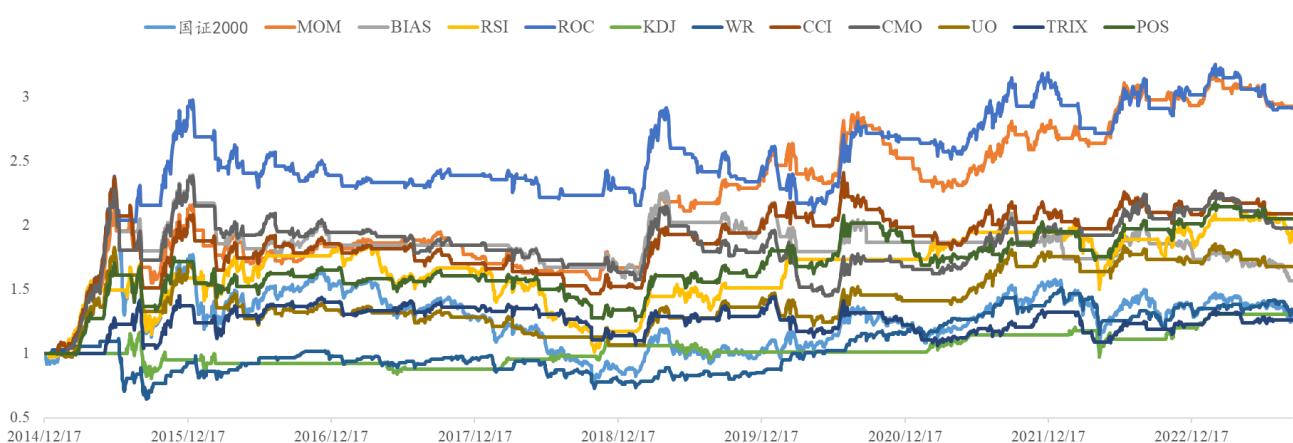
图 15：中证 1000 与动量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 12：动量类指标在中证 1000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
MOM	0.78	12.38%	9.87%	16.74%	42.50%	2.45	28.17%	30.35
BIAS	0.33	4.31%	1.81%	17.29%	40.74%	2.75	44.23%	4.10
RSI	0.11	0.33%	-2.17%	18.59%	60.00%	0.83	46.19%	2.28
ROC	0.80	12.94%	10.44%	16.98%	36.96%	4.42	26.45%	20.94
KDJ	0.28	2.98%	0.48%	13.93%	63.16%	1.42	37.70%	2.88
WR	0.29	3.63%	1.13%	18.50%	69.23%	0.59	47.53%	27.62
CCI	0.57	8.46%	5.95%	16.86%	40.79%	2.80	43.61%	11.53
CMO	0.47	6.76%	4.25%	17.11%	38.30%	2.84	32.80%	21.40
UO	0.34	4.09%	1.58%	15.63%	43.75%	2.06	48.41%	9.71
TRIX	0.45	6.53%	4.03%	17.31%	40.79%	2.35	33.21%	11.53
POS	0.47	6.66%	4.16%	16.55%	41.98%	2.19	32.76%	12.29

数据来源：东北证，Wind

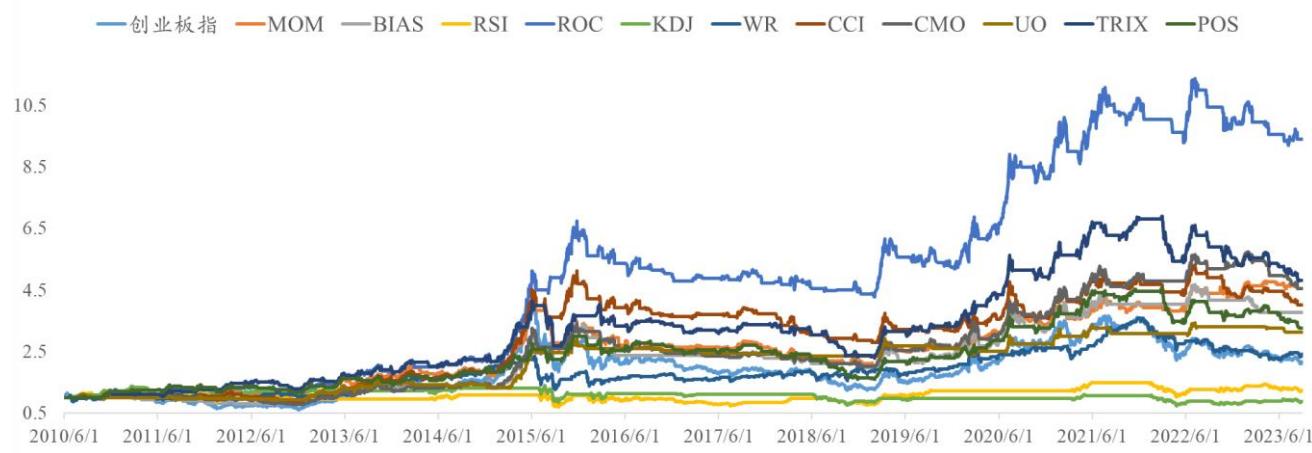
图 16：国证 2000 与动量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 13：动量类指标在国证 2000 指时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
MOM	0.83	13.54%	10.40%	17.04%	42.54%	2.93	27.11%	31.86
BIAS	0.40	5.50%	2.36%	17.35%	43.75%	2.81	34.47%	3.80
RSI	0.50	8.25%	5.11%	19.59%	66.67%	1.52	44.97%	2.85
ROC	0.83	13.56%	10.42%	17.18%	37.65%	4.40	29.53%	20.21
KDJ	0.30	3.25%	0.11%	13.87%	61.54%	1.42	31.17%	3.09
WR	0.28	3.60%	0.46%	18.75%	69.17%	0.56	42.55%	28.53
CCI	0.59	9.14%	6.00%	17.30%	40.82%	3.17	38.11%	11.65
CMO	0.56	8.43%	5.29%	17.04%	35.23%	3.55	39.07%	20.92
UO	0.46	6.34%	3.20%	16.35%	44.74%	2.12	41.47%	9.03
TRIX	0.25	2.79%	-0.35%	17.53%	44.44%	1.66	27.04%	10.70
POS	0.59	8.89%	5.75%	16.76%	46.94%	2.07	27.99%	11.65

数据来源：东北证券，Wind

图 17：创业板指与动量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 14：动量类指标在创业板指时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
MOM	0.68	12.56%	6.35%	20.50%	36.87%	3.00	50.55%	30.97
BIAS	0.61	10.93%	4.72%	20.68%	52.00%	3.03	42.61%	3.91
RSI	0.18	1.67%	-4.54%	21.38%	53.85%	1.28	48.65%	2.03
ROC	0.95	19.15%	12.94%	20.65%	45.19%	3.69	36.74%	21.12
KDJ	0.03	-1.01%	-7.23%	17.76%	66.67%	0.59	46.90%	3.28
WR	0.43	7.05%	0.84%	21.34%	66.67%	0.70	45.90%	27.22
CCI	0.63	11.46%	5.25%	20.41%	37.33%	3.52	45.74%	11.73
CMO	0.68	12.55%	6.34%	20.38%	35.34%	4.07	41.04%	18.15
UO	0.68	9.31%	3.10%	14.56%	51.43%	3.16	21.24%	5.47
TRIX	0.71	13.08%	6.87%	20.13%	46.38%	2.41	44.67%	10.79
POS	0.57	9.69%	3.48%	19.66%	45.12%	2.19	47.22%	12.83

数据来源：东北证券，Wind

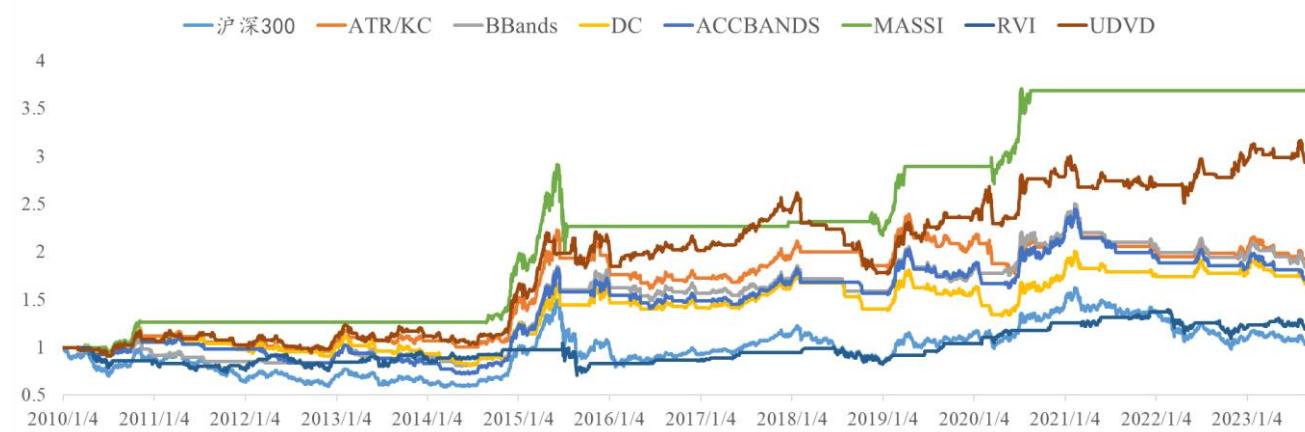
3.3. 波动类指标回测

表 15：波动类技术指标默认参数和买卖信号规则

技术指标	默认参数	信号规则
ATR/KC	N=14, M=2	股价上穿上轨，买入信号；股价下穿下轨，卖出信号
BBANGDS	N=20, M=2	同上
DC	N=20	同上
ACCBANDS	N=20, M=4	同上
MASSI	N1=9, N2=25	MASSI 线先上穿 27 后下穿 26.5, N1 日收盘价斜率为负，买入信号 MASSI 线先上穿 27 后下穿 26.5, N2 日收盘价斜率为正，卖出信号
RSI	N1=14, H=70, L=100-H	RSI 下穿 30, 买入信号；RSI 上穿 70, 卖出信号
UDVD	N=20	UDFDMA>0, 买入信号；UDFDMA<0, 卖出信号

数据来源：东北证券

图 18：沪深 300 与波动类指标净值曲线

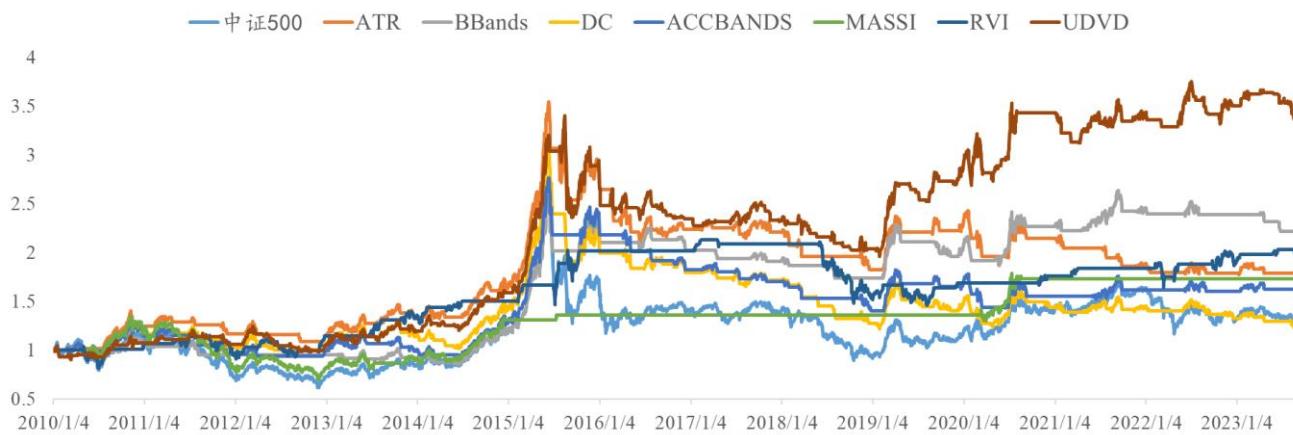


数据来源：东北证券，Wind

表 16：波动类指标在沪深 300 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
ATR/KC	0.43	5.11%	4.72%	14.03%	44.44%	2.61	27.54%	5.46
BBANDS	0.40	4.74%	4.34%	13.82%	46.67%	2.66	26.89%	4.55
DC	0.34	3.94%	3.55%	14.31%	36.84%	2.95	32.13%	5.77
ACCBANDS	0.36	4.16%	3.77%	14.23%	32.14%	4.25	38.66%	4.25
MASSI	0.93	10.41%	10.01%	11.41%	100.00%	/	31.57%	1.21
RSI	0.17	1.46%	1.07%	14.63%	65.52%	0.72	32.33%	4.40
UDVD	0.62	8.59%	8.19%	15.21%	41.48%	2.69	32.48%	20.49

数据来源：东北证券，Wind

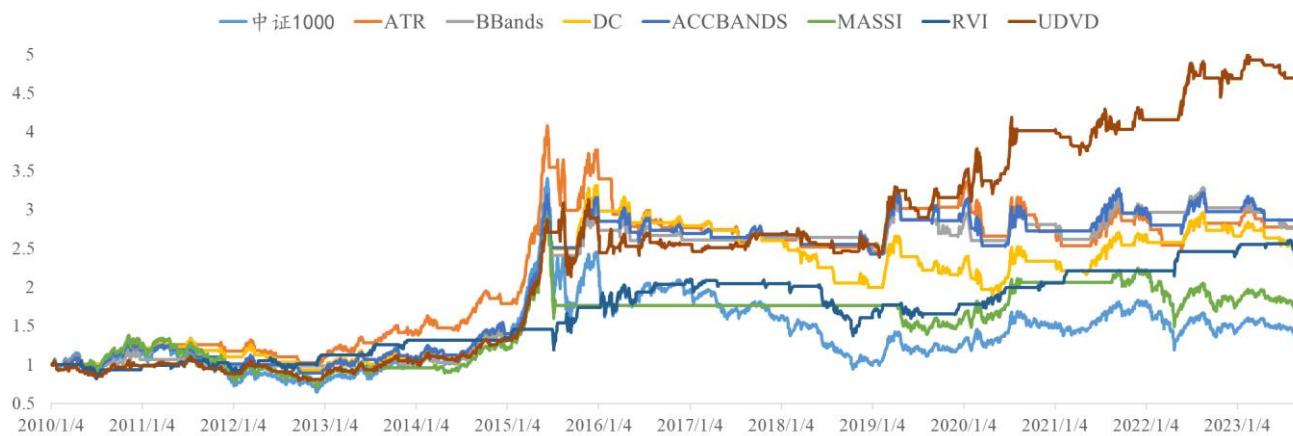
图 19：中证 500 与波动类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 17：波动类指标在中证 500 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
ATR/KC	0.35	4.50%	2.61%	16.17%	45.95%	2.24	49.93%	5.62
BBANDS	0.51	6.23%	4.34%	13.71%	32.00%	6.85	31.85%	3.79
DC	0.18	1.60%	-0.29%	16.60%	31.82%	3.34	60.03%	6.68
ACCBANDS	0.32	3.73%	1.84%	15.34%	31.03%	5.56	49.44%	4.40
MASSI	0.37	4.24%	2.36%	13.74%	75.00%	2.08	48.63%	0.61
RV	0.46	5.53%	3.64%	13.96%	73.08%	1.07	31.51%	3.95
UDVD	0.64	9.66%	7.77%	16.57%	39.88%	2.89	42.36%	24.74

数据来源：东北证券，Wind

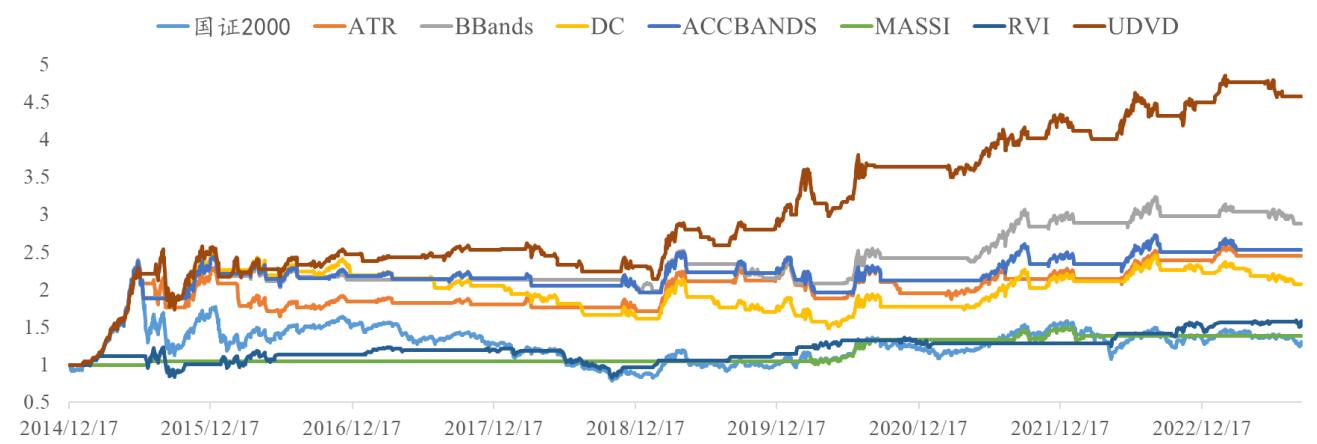
图 20：中证 1000 与波动类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 18：波动类指标在中证 1000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
ATR/KC	0.53	8.04%	5.53%	17.51%	48.72%	2.40	39.76%	5.92
BBANDS	0.58	8.00%	5.50%	15.26%	56.00%	2.93	21.41%	3.79
DC	0.48	7.18%	4.67%	17.49%	44.74%	2.73	42.91%	5.77
ACCBANDS	0.56	8.31%	5.81%	16.77%	46.67%	3.42	33.15%	4.55
MASSI	0.31	4.18%	1.68%	19.30%	50.00%	4.86	52.48%	0.61
RVI	0.51	7.01%	4.51%	15.75%	67.74%	1.39	34.82%	4.70
UDVD	0.75	12.46%	9.95%	17.71%	44.85%	2.91	30.86%	20.64

数据来源：东北证券，Wind

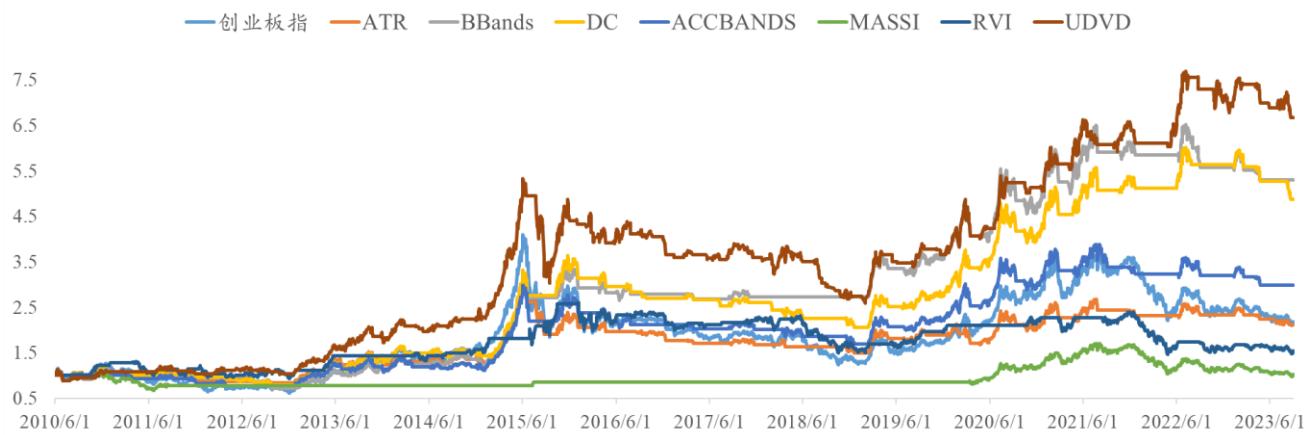
图 21：国证 2000 与波动类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 19：波动类指标在国证 2000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
ATR/KC	0.70	11.26%	8.12%	17.46%	52.38%	2.97	30.77%	4.99
BBANDS	0.89	13.41%	10.27%	15.53%	62.50%	3.48	20.92%	3.80
DC	0.59	9.04%	5.90%	17.25%	40.00%	3.88	40.70%	5.94
ACCBANDS	0.76	11.67%	8.53%	16.17%	61.11%	3.56	21.86%	4.28
MASSI	0.52	3.92%	0.78%	7.95%	100.00%	/	12.41%	0.71
RVI	0.41	5.53%	2.40%	16.72%	72.22%	1.24	32.84%	4.28
UDVD	1.09	19.79%	16.65%	18.17%	50.68%	3.08	31.67%	17.35

数据来源：东北证券，Wind

图 22：创业板指与波动类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 20：波动类指标在创业板指中的统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
ATR/KC	0.39	6.04%	-0.17%	20.92%	45.71%	2.42	52.71%	5.47
BBANDS	0.75	13.93%	7.71%	19.99%	50.00%	4.53	35.27%	4.07
DC	0.70	13.20%	6.99%	20.78%	44.12%	4.07	43.51%	5.32
ACCBANDS	0.51	8.94%	2.73%	21.14%	39.29%	4.56	43.39%	4.38
MASSI	0.08	0.06%	-6.15%	14.85%	60.00%	1.03	42.64%	0.78
RI	0.26	3.34%	-2.87%	20.29%	60.00%	1.07	43.59%	4.69
UDVD	0.78	16.00%	9.79%	22.31%	42.86%	3.41	51.53%	18.61

数据来源：东北证券，Wind

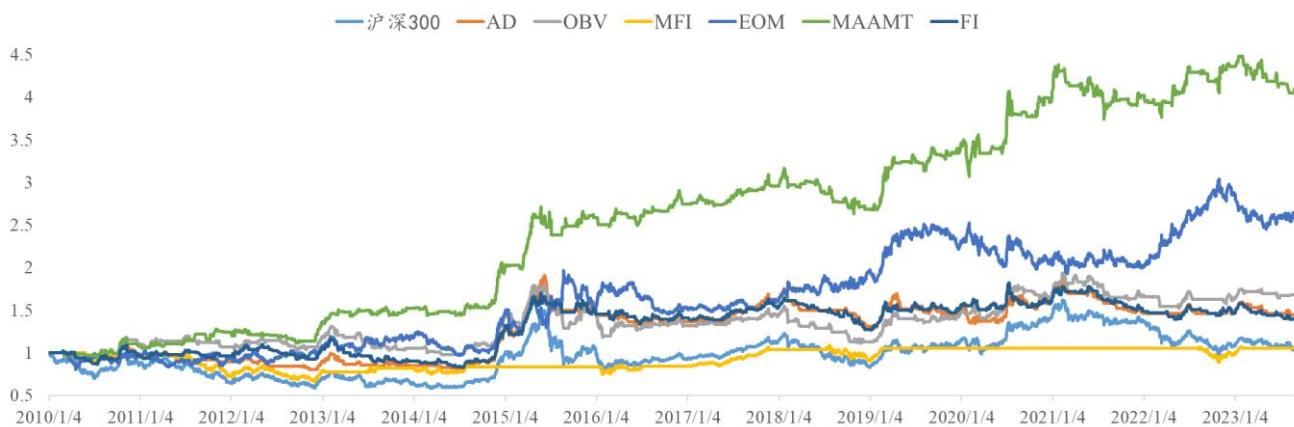
3.4. 成交量类指标回测

表 21：成交量类技术指标默认参数和买卖信号规则

技术指标	默认参数	信号规则
AD	N1=3, N2=10	ADOSC>0, 收盘价在90日均线上方, 买入信号; ADOSC<0, 收盘价在90日均线下方, 卖出信号;
OBV	N1=10, N2=20	OBV短期均线上穿长期均线, 买入信号; 短期均线下穿长期均线, 卖出信号
MFI	N=14, H=80, L=100-H	MFI掉头向上突破20, 买入信号; MFI掉头向下突破80, 卖出信号
EOM	N=20	EOM>0, 买入信号; EOM<0, 卖出信号
MAAMT	N=30	成交量上穿其N日均线, 买入信号; 成成交量下穿其N日均线, 卖出信号
FI	N=13	FI>0, 买入信号; FI<0, 卖出信号

数据来源：东北证券

图 23: 沪深 300 与成交量类指标净值曲线



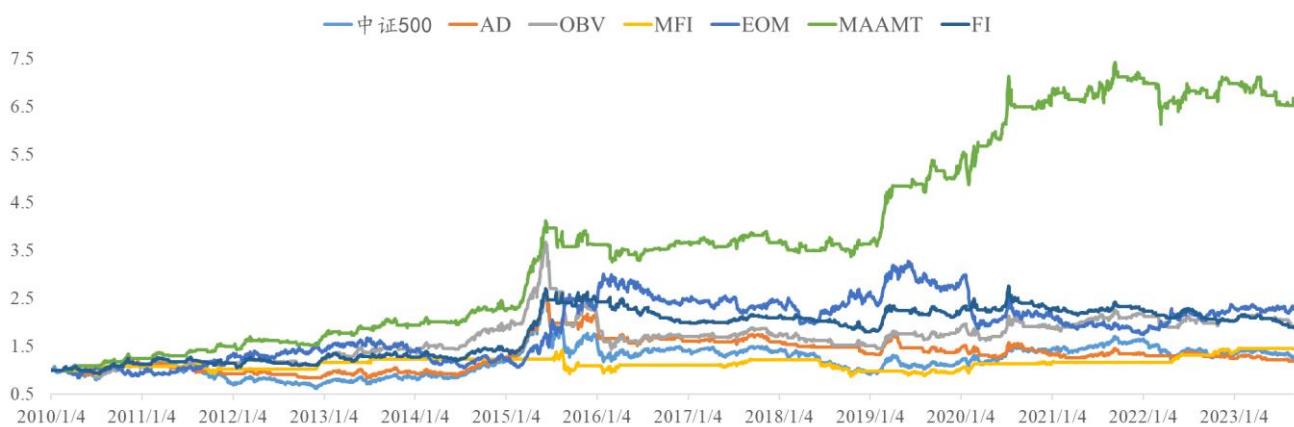
数据来源: 东北证券, Wind

表 22: 成交量类指标在沪深 300 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
AD	0.27	2.86%	2.46%	14.69%	24.19%	4.95	32.43%	9.41
OBV	0.33	4.03%	3.63%	15.70%	42.71%	1.91	38.02%	14.57
MFI	0.09	0.42%	0.02%	11.61%	66.67%	0.73	33.95%	1.37
EOM	0.46	7.52%	7.13%	19.98%	42.74%	2.09	25.87%	35.51
MAAMT	0.88	11.24%	10.84%	13.16%	52.39%	1.71	16.83%	53.88
FI	0.25	2.59%	2.20%	14.13%	28.19%	3.22	28.92%	34.45

数据来源: 东北证券, Wind

图 24: 中证 500 与成交量类指标净值曲线

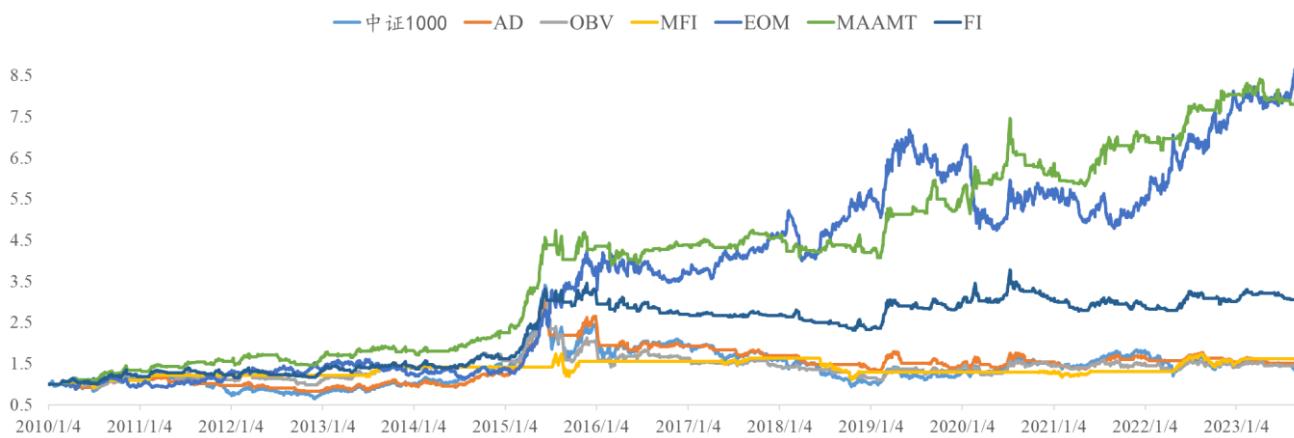


数据来源: 东北证券, Wind

表 23: 成交量类指标在中证 500 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
AD	0.16	1.31%	-0.58%	17.02%	28.81%	3.64	55.67%	8.95
OBV	0.36	5.09%	3.20%	18.75%	44.71%	1.88	60.69%	12.90
MFI	0.27	2.82%	0.93%	13.92%	69.23%	0.99	38.72%	1.97
EOM	0.39	6.49%	4.60%	22.14%	41.36%	1.99	46.63%	33.39
MAAMT	1.05	15.44%	13.55%	14.65%	49.83%	2.24	20.92%	45.98
FI	0.39	4.91%	3.02%	15.06%	31.54%	3.27	33.20%	36.57

数据来源: 东北证券, Wind

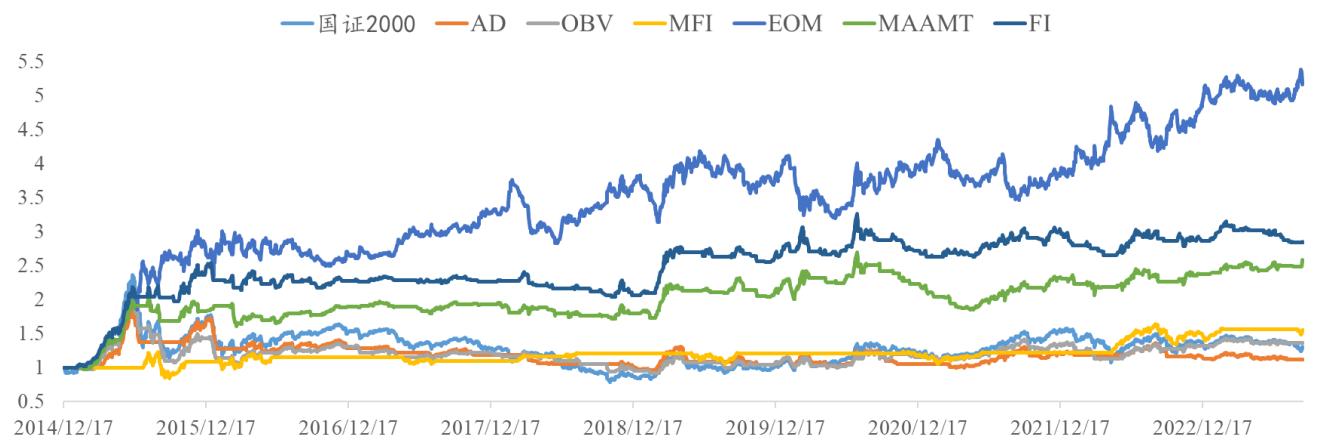
图 25：中证 1000 与成交量类指标净值曲线


数据来源：东北证券，Wind

表 24：成交量类指标在中证 1000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
AD	0.26	3.14%	0.64%	18.31%	30.51%	3.80	55.26%	8.95
OBV	0.24	2.81%	0.31%	20.08%	39.29%	2.08	66.22%	12.75
MFI	0.34	3.68%	1.17%	13.15%	77.78%	1.02	36.52%	1.37
EOM	0.82	17.53%	15.03%	22.92%	49.50%	2.13	34.04%	30.66
MAAMT	1.07	17.14%	14.63%	16.01%	50.38%	2.29	22.09%	40.37
FI	0.61	8.83%	6.33%	16.12%	31.51%	3.73	33.13%	36.12

数据来源：东北证券，Wind

图 26：国证 2000 与成交量类指标净值曲线


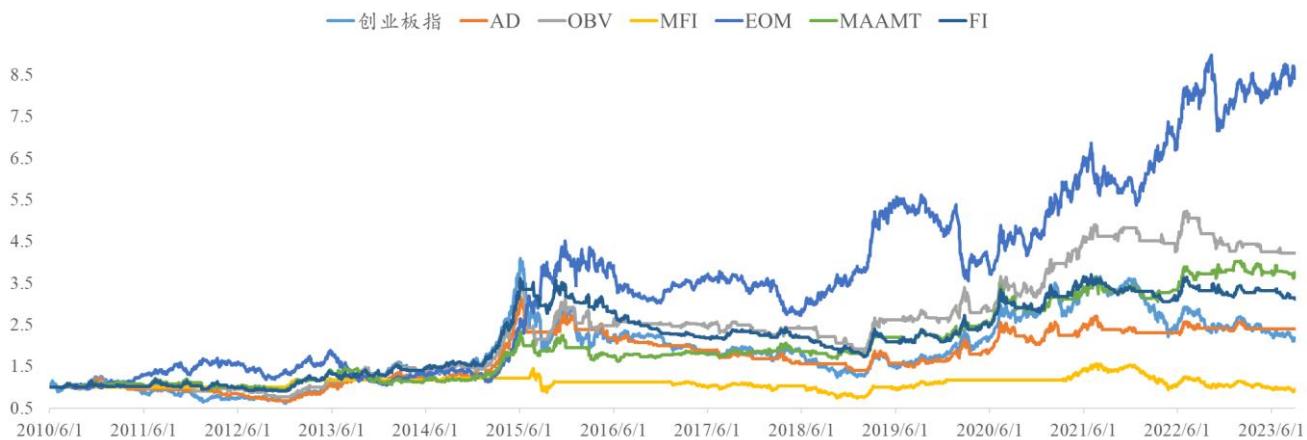
数据来源：东北证券，Wind

表 25：成交量类指标在国证 2000 择时统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
AD	0.17	1.36%	-1.78%	18.14%	28.13%	3.29	47.90%	7.61
OBV	0.28	3.75%	0.61%	20.63%	44.90%	1.81	55.61%	11.65
MFI	0.40	5.34%	2.20%	16.08%	77.78%	4.24	32.20%	2.14
EOM	0.97	21.61%	18.47%	22.75%	54.31%	2.18	25.01%	27.58
MAAMT	0.77	11.89%	8.75%	16.33%	48.24%	1.88	31.28%	40.42
FI	0.86	13.21%	10.08%	15.95%	32.87%	4.49	19.66%	34.00

数据来源：东北证券，Wind

图 27: 创业板指与成交量类指标净值曲线



数据来源：东北证券，Wind

表 26: 成交量类指标在创业板指中的统计量

技术指标	夏普比率	年化收益	年化超额	年化波动	持仓胜率	赔率	最大回撤	年均换仓次数
AD	0.43	7.06%	0.84%	21.28%	26.23%	5.68	55.57%	9.54
OBV	0.62	11.91%	5.69%	22.16%	44.58%	2.59	48.37%	12.98
MFI	0.05	-0.62%	-6.84%	17.13%	42.86%	1.27	49.34%	1.09
EOM	0.75	18.19%	11.98%	27.09%	47.18%	2.05	44.58%	38.79
MAAMT	0.62	10.82%	4.60%	19.49%	48.46%	1.66	30.85%	45.83
FI	0.55	9.30%	3.08%	19.87%	29.44%	4.03	51.99%	38.79

数据来源：东北证券，Wind

3.5. 参数稳定性检验

大多数技术指标的参数都是关于周期的选择，一个指标的不同参数对应的了不同的用法，例如短期均线适用于观察短期行情，长期均线适用于观察更长周期行情，不同交易周期的交易者对参数会有不同的偏好，因此技术指标的参数的选择是在一定范围内根据自身投资偏好进行动态选择。

在实践中，技术指标的参数选择除了选择经典参数，还要避免参数的过拟合。从参数选择标准上来看要尽量贴近“参数高原”，远离“参数孤岛”。所谓“参数高原”指的是技术指标在较宽参数范围能取得不错的策略效果，而“参数孤岛”指只能在某个很小范围内表现不错，当参数稍微偏离时，技术指标的表现显著变差。

在之前的小节中，我们只对技术指标的默认参数进行了回测，接下来我们会利用给定的参数池，对不同的参数组合的技术指标进行遍历回归。为了尽可能地涵盖合理的参数范围并且贴近实战需求，在遍历回测中，我们遵循以下规则：

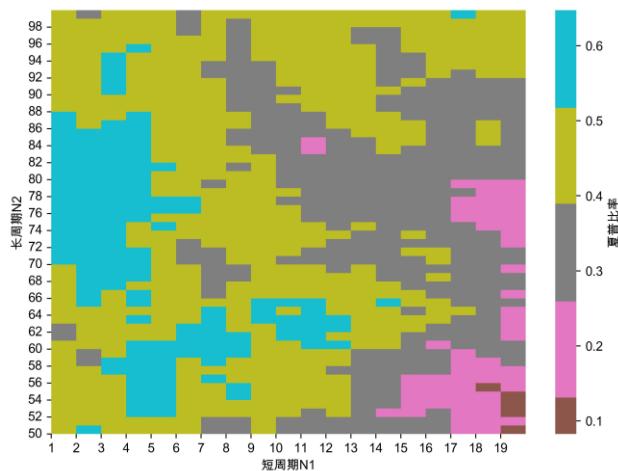
- 1) 参数的选择范围符合技术指标本身构建的逻辑，当参数超过两个的，其中超过两个的周期参数等比例缩放，以便于结果的展示，并且周期参数呈比例也在一定程度上符合我们对于参数的使用原则。
- 2) 为了减少参数的过拟合效应，参数中关于超买超卖阈值的选择符合对称原则或者相加互补原则。

- 3) 为了检验最优参数在样本内外的有效性，将回测周期按照 6: 4 的比例划分为样本集和测试集，其中样本集日期范围为 2010 年 1 月 4 日至 2018 年 3 月 16 日，测试集日期范围为 2018 年 3 月 19 日至 2023 年 8 月 31 日。

本报告以沪深 300 为例，在样本集上对技术指标参数进行遍历回测，结果仅选取技术指标的“参数高原”进行部分展示，更多展示结果请见附录 5.3，如需获取更多详情请联系东北金工获取。

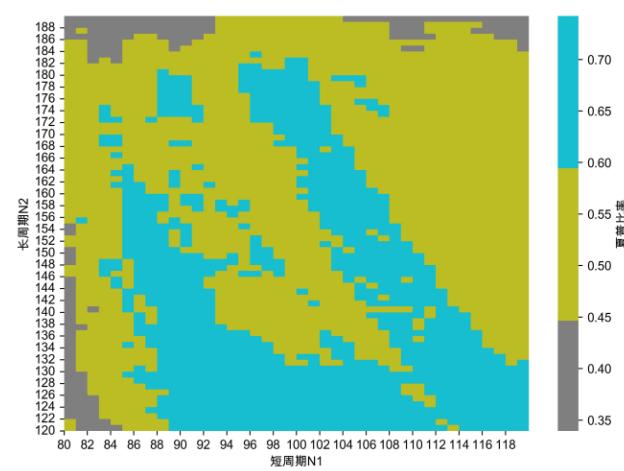
3.5.1. 技术指标参数组合表现（样例，更多见附录）

图 28: SMA



数据来源：东北证券，Wind

图 29: MACD



数据来源：东北证券，Wind

表 27: 技术指标样本内最优参数组合及表现

类别	技术指标	最优参数组合	夏普比率	年化收益	年化超额	年均换仓次数
趋势类	SMA	N1=4, N2=80	0.61	8.44%	6.72%	6.07
趋势类	EMA	N1=2, N2=29	0.73	10.07%	8.33%	14.41
趋势类	KAMA	N1=99, N2=114	1.26	15.09%	13.27%	4.55
趋势类	MACD	N1=90, N2=148, N3=63	0.70	10.32%	8.57%	1.77
趋势类	AROON	N=91, H=75	0.71	10.29%	8.54%	2.02
趋势类	ADX	N=27	0.75	9.60%	7.86%	13.40
趋势类	DPO	N=45	0.64	8.73%	7.01%	8.35
趋势类	SAR	N=0.01, M=0.1	0.60	8.32%	6.61%	14.16
动量类	MOM	N=25	0.75	10.55%	8.80%	16.69
动量类	BIAS	N=14, H=5, L=-5	0.84	11.70%	9.93%	2.02
动量类	RSI	N=11, H=42, L=58	0.79	10.99%	9.24%	8.09
动量类	ROC	N=25	0.75	10.55%	8.80%	16.69
动量类	KDJ	N=114, M=38, H=71, L=29	0.86	12.28%	10.50%	0.51
动量类	WR	N=2, H=-13, L=-87	0.92	14.07%	12.26%	42.48
动量类	CCI	N=23, H=67, L=-67	0.76	10.64%	8.89%	8.35
动量类	CMO	N=25	0.75	10.55%	8.80%	16.69
动量类	UO	N1=6, N2=12, N3=67	0.73	6.66%	4.97%	6.58
动量类	TRIX	N1=11, N2=20	0.78	11.20%	9.44%	10.62
动量类	POS	N=107, H=50, L=50	1.23	15.85%	14.02%	5.31

数据来源：东北证券

表 28：技术指标样本内最优参数组合及表现（续）

类别	技术指标	最优参数组合	夏普比率	年化收益	年化超额	年均换仓次数
波动类	ATR/KC	N=14, M=3	0.93	11.36%	9.60%	1.26
波动类	BBANGDS	N=7, M=2	0.82	9.75%	8.02%	3.54
波动类	DC	N=53	0.63	8.26%	6.55%	2.02
波动类	ACCBANDS	N=7, M=4	0.97	11.42%	9.66%	1.26
波动类	MASSI	N1=13, N2=25	1.43	12.21%	10.43%	2.78
波动类	RVI	N1=3, H=67, L=33	0.69	10.66%	8.91%	47.54
波动类	UDVD	N=54	0.87	13.67%	11.87%	11.13
成交量类	AD	N1=3, N2=2	0.67	9.34%	7.61%	5.56
成交量类	OBV	N1=33, N2=31	0.76	9.73%	7.99%	14.67
成交量类	MFI	N=42, H=54, L=46	1.02	15.04%	13.22%	4.05
成交量类	EOM	N=74	1.01	19.17%	17.28%	11.13
成交量类	MAAMT	N=24	1.23	16.90%	15.05%	55.13
成交量类	FI	N=56	0.60	8.55%	6.83%	13.66

数据来源：东北证券

3.5.2. 最优参数样本外检验

在参数选择时，我们遵循尽量选择“参数高原”的原则，并且对于阈值参数进行了对称或者互补的处理，以减少参数量，但仍然无法避免技术指标参数过拟合的现象。因此我们有必要在样本外继续测试技术指标的表现。在上文中，对于技术指标遍历参数的回测周期为 2010 年 1 月 4 日至 2018 年 3 月 16 日，取样本外检验周期为 2018 年 3 月 19 日至 2023 年 8 月 31 日，具体表现如下：

图 30：趋势类&动量类指标样本内外表现


数据来源：东北证券，Wind

图 31：波动类&成交量类指标样本内外表现


数据来源：东北证券，Wind

从样本内外的表现结果来看，大部分指标的最优参数在样本外表现一般，说明经过参数优化后的技术指标存在较高的数据挖掘效应，如果不做参数调整，表现会显著变差。当然在一定程度上也与我们测试集和样本集的划分情况有关。由于价格的时序样本数量有限，过短的样本数量并没有经历一个完整的市场周期的考察，样本外表现不能准确反应参数实际的择时能力。

3.6. 信号有效性

信号的有效性是指当根据技术指标形成买卖信号后，对应交易标的接下来 N 日后累计收益情况，我们这里 N 取 3, 5, 10, 20, 30, 60 等周期，参数仍取默认参数，通过观察信号产生后 N 日的平均收益率来评估交易信号的有效性。该评估方法同时也具备实践意义，技术指标在开仓后，除了根据交易信号平仓外，有时也采取买入并持有固定周期的策略，因此该评估方法也是对 Buy & Hold 经典策略有效性的评价。以沪深 300 为例，回测周期为 2010 年 1 月 4 日至 2023 年 8 月 31 日，信号有效性展示如下，更多详情请详见附录 5.4。

表 29：技术指标信号有效性（样例，更多见附录）

技术指标	买卖方向	N 日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率
SMA	买入	3	104	-0.08%	-0.21%	45.19%
SMA	买入	5	104	-0.04%	0.16%	51.92%
SMA	买入	10	104	0.01%	0.21%	52.88%
SMA	买入	20	104	0.52%	-0.02%	50.00%
SMA	买入	30	103	0.00%	-0.01%	49.51%
SMA	买入	60	100	1.28%	1.18%	54.00%
SMA	卖出	3	104	-0.63%	-0.27%	57.69%
SMA	卖出	5	104	-0.51%	0.09%	49.04%
SMA	卖出	10	104	-0.51%	0.00%	50.00%
SMA	卖出	20	103	-0.81%	-0.37%	56.31%
SMA	卖出	30	103	-0.56%	-0.72%	52.43%
SMA	卖出	60	100	0.19%	-0.99%	55.00%

数据来源：东北证券，Wind

3.7. 牛熊市情景分析

技术指标根据其本身的设计理念，在不同的市场状态往往具备不同的适应性，可以同时兼备趋势市和震荡市的指标少之又少。在实践中一个巨大的挑战就是不同的技术指标可能会相互冲突，一些指标在趋势形成的市场中有效，一些指标善于捕捉反转，而另一些指标善于确定趋势的持续，因此有必要对于技术指标的市场状态适应性进行考察，动态判断技术指标在不同市场的择时能力。

根据沪深 300 的走势，我们将 2010 年 01 日 04 日至 2023 年 8 月 31 日的市场划分为 4 次牛市、4 次熊市和 4 次震荡市，并对每个阶段下的默认参数下技术指标表现情况进行统计。具体市场状态划分和评价指标定义如下：

图 32：市场状态划分(20100104-20230831)



数据来源：东北证券，Wind

表 30：牛熊情景分析评价指标

市场状态	评价指标	公式	方向
牛市	捕获比例	$\frac{\text{牛市区间技术指标年化收益}}{\text{牛市区间基准年化收益}}$	正向
熊市	抗跌比例	$1 - \frac{\text{熊市区间技术指标年化收益}}{\text{熊市区间基准年化收益}}$	正向
震荡市	超额收益	震荡市区间：技术指标年化收益 - 基准年化收益	正向

数据来源：东北证券



表 31：趋势类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析

市场状态	起始日期	结束日期	沪深 300	SMA	EMA	KAMA	MACD	AROON	ADX	DPO	SAR
牛市	20140718	20150612	182.23%	127.06%	157.86%	107.49%	76.38%	146.89%	93.54%	164.21%	73.76%
	20160129	20180124	24.98%	16.11%	14.86%	16.10%	15.59%	12.51%	9.73%	14.50%	12.50%
	20190104	20190419	237.06%	145.46%	193.39%	104.72%	129.41%	195.43%	216.26%	176.66%	115.54%
	20200324	20210210	73.46%	21.43%	45.76%	49.03%	25.24%	35.43%	40.63%	41.35%	27.11%
	平均年化收益		129.43%	77.51%	102.97%	69.33%	61.65%	97.57%	90.04%	99.18%	57.23%
熊市	平均捕获比例		59.89%	79.55%	53.57%	47.63%	75.38%	69.57%	76.63%	44.21%	
	20101109	20121203	-22.82%	-11.62%	-12.52%	-6.83%	-11.52%	-10.47%	-6.48%	-9.74%	-15.86%
	20150615	20160128	-64.05%	-36.75%	-22.94%	-34.05%	-14.46%	-30.29%	-9.58%	-36.12%	-3.98%
	20180125	20190103	-35.07%	-24.24%	-25.77%	-7.83%	-33.36%	-30.89%	-18.03%	-22.37%	-12.18%
	20210218	20221031	-27.34%	-12.31%	-10.98%	-10.19%	-18.87%	-5.49%	-7.98%	-8.05%	-18.20%
震荡市	平均年化收益		-37.32%	-21.23%	-18.05%	-14.72%	-19.55%	-19.28%	-10.52%	-19.07%	-12.56%
	平均抗跌比例		43.11%	51.62%	60.54%	47.61%	48.32%	71.82%	48.89%	66.35%	
	20100104	20101108	-1.51%	9.61%	12.60%	25.03%	-1.81%	13.91%	11.72%	10.58%	5.44%
	20121204	20140717	1.59%	1.46%	1.50%	-5.72%	9.45%	11.29%	1.60%	2.86%	-4.03%
	20190422	20200323	-16.09%	-9.07%	-28.66%	-28.66%	6.98%	-7.07%	-11.22%	-26.00%	-6.94%
震荡市	20221101	20230831	8.60%	-0.84%	-6.06%	3.09%	15.48%	-3.59%	2.30%	-5.83%	2.89%
	平均年化收益		-1.85%	0.29%	-5.16%	-1.57%	7.53%	3.64%	1.10%	-4.60%	-0.66%
	平均超额年化收益		2.15%	-3.30%	0.29%	9.38%	5.49%	2.95%	-2.75%	1.19%	

数据来源：东北证券，Wind

表 32：动量类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析

市场状态	起始日期	结束日期	沪深 300	MOM	BIAS	RSI	ROC	KDJ	WR	CCI	CMO	UO	TRIX	POS
牛市	20140718	20150612	182.23%	118.48%	143.49%	9.43%	145.78%	0.88%	49.47%	125.06%	152.40%	56.74%	122.16%	122.33%
	20160129	20180124	24.98%	17.35%	18.61%	10.23%	17.04%	7.06%	17.29%	10.83%	12.62%	3.67%	19.61%	17.21%
	20190104	20190419	237.06%	175.57%	146.26%	56.96%	183.91%	26.72%	50.68%	216.26%	185.31%	43.47%	136.93%	131.22%
	20200324	20210210	73.46%	38.01%	43.71%	16.28%	43.43%	0.85%	24.13%	26.17%	40.96%	16.90%	21.91%	28.45%
	平均年化收益		129.43%	87.35%	88.02%	23.23%	97.54%	8.88%	35.39%	94.58%	97.82%	30.19%	75.15%	74.80%
熊市	平均捕获比例		67.49%	68.00%	17.94%	75.36%	6.86%	27.34%	73.07%	75.58%	23.33%	58.06%	57.79%	
	20101109	20121203	-22.82%	-16.14%	-14.12%	-13.56%	-10.68%	-1.75%	-5.98%	-5.57%	-10.19%	-2.62%	-5.69%	-7.86%
	20150615	20160128	-64.05%	-27.52%	-22.04%	-25.62%	-21.84%	-34.31%	-39.38%	-36.31%	-8.79%	-20.74%	-45.95%	-21.34%
	20180125	20190103	-35.07%	-23.45%	-9.12%	-27.05%	-27.70%	-16.95%	-3.34%	-27.83%	-26.45%	-3.36%	-25.94%	-21.11%
	20210218	20221031	-27.34%	-15.07%	-10.71%	-2.25%	-8.48%	-10.66%	-11.69%	-15.39%	-8.17%	-0.15%	-12.95%	-11.59%
震荡市	平均年化收益		-37.32%	-20.54%	-14.00%	-17.12%	-17.18%	-15.92%	-15.10%	-21.27%	-13.40%	-6.72%	-22.63%	-15.48%
	平均抗跌比例		44.95%	62.49%	54.12%	53.97%	57.35%	59.55%	42.99%	64.09%	82.00%	39.36%	58.53%	
	20100104	20101108	-1.51%	23.61%	30.65%	-4.37%	13.08%	-6.49%	-2.78%	2.92%	17.57%	11.50%	10.35%	3.99%
	20121204	20140717	1.59%	4.64%	-4.25%	5.32%	-2.77%	17.07%	18.19%	1.68%	0.14%	5.19%	7.81%	11.03%
	20190422	20200323	-16.09%	-1.89%	-17.97%	-10.43%	-16.70%	3.66%	-10.13%	-2.65%	-22.76%	2.75%	-2.50%	3.11%
震荡市	20221101	20230831	8.60%	3.80%	-7.37%	17.78%	-7.73%	16.14%	12.32%	-2.63%	-1.41%	0.89%	2.13%	9.08%
	平均年化收益		-1.85%	30.17%	1.07%	8.30%	-14.12%	30.38%	17.60%	-0.70%	-6.46%	20.33%	17.79%	27.21%
	平均超额年化收益		32.02%	2.92%	10.16%	-12.27%	32.23%	19.46%	1.16%	-4.61%	22.19%	19.64%	29.06%	

数据来源：东北证券，Wind



表 33：波动类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析

市场状态	起始日期	结束日期	沪深 300	ATR	BBANDS	DC	ACCBANDS	MASSI	RCI	UDVD
牛市	20140718	20150612	182.23%	149.69%	152.69%	124.50%	182.02%	160.07%	11.42%	111.10%
	20160129	20180124	24.98%	11.70%	9.03%	12.15%	10.85%	2.62%	8.83%	21.74%
	20190104	20190419	237.06%	183.91%	183.91%	183.91%	183.91%	190.68%	54.86%	183.91%
	20200324	20210210	73.46%	37.14%	50.10%	59.60%	56.77%	39.29%	20.01%	32.35%
	平均年化收益		129.43%	95.61%	98.93%	95.04%	108.38%	98.16%	23.78%	87.27%
	平均捕获比例			73.87%	76.44%	73.43%	83.74%	75.84%	18.37%	67.43%
熊市	20101109	20121203	-22.82%	-10.78%	-12.58%	-12.80%	-15.56%	-0.54%	-6.57%	-8.31%
	20150615	20160128	-64.05%	-31.96%	-19.05%	-19.02%	-23.81%	-33.75%	-26.43%	-14.43%
	20180125	20190103	-35.07%	-13.42%	-15.82%	-22.69%	-15.21%	-6.81%	-14.66%	-34.41%
	20210218	20221031	-27.34%	-13.15%	-15.34%	-8.25%	-16.52%	-1.59%	-9.45%	-2.86%
	平均年化收益		-149.27%	-69.30%	-62.79%	-62.76%	-71.10%	-42.70%	-57.12%	-60.02%
	平均抗跌比例			53.57%	57.94%	57.96%	52.37%	71.40%	61.74%	59.80%
震荡市	20100104	20101108	-1.51%	23.52%	10.38%	22.13%	19.74%	33.22%	-18.65%	18.94%
	20121204	20140717	1.59%	3.95%	-0.72%	-5.41%	-7.28%	0.81%	11.33%	4.36%
	20190422	20200323	-16.09%	-24.06%	-15.47%	-28.70%	-19.88%	-9.59%	13.01%	-0.98%
	20221101	20230831	8.60%	0.31%	-2.76%	-3.84%	-5.93%	3.99%	12.90%	12.63%
	平均年化收益		-1.85%	0.93%	-2.14%	-3.96%	-3.34%	7.11%	4.65%	8.74%
	平均超额年化收益			2.78%	-0.29%	-2.10%	-1.48%	8.96%	6.50%	10.59%

数据来源：东北证券，Wind

表 34：成交量类技术指标（默认参数）沪深 300 不同区间年化收益和情景分析

市场状态	起始日期	结束日期	沪深 300	AD	OBV	MFI	EOM	MAAMT	FI
牛市	20140718	20150612	182.23%	170.86%	100.40%	2.80%	47.67%	96.12%	123.03%
	20160129	20180124	24.98%	12.64%	14.92%	6.74%	0.15%	14.79%	8.33%
	20190104	20190419	237.06%	183.91%	195.43%	56.74%	140.70%	116.87%	138.31%
	20200324	20210210	73.46%	43.16%	45.75%	5.27%	-10.05%	34.90%	22.35%
	平均年化收益		129.43%	102.64%	89.13%	17.89%	44.62%	65.67%	73.00%
	平均捕获比例			79.30%	68.86%	13.82%	34.47%	50.74%	56.40%
熊市	20101109	20121203	-22.82%	-16.88%	-3.92%	-4.37%	1.52%	-1.92%	-8.05%
	20150615	20160128	-64.05%	-36.99%	-49.60%	-21.80%	55.86%	-6.68%	-19.71%
	20180125	20190103	-35.07%	-27.55%	-28.99%	-4.00%	15.41%	-16.35%	-24.56%
	20210218	20221031	-27.34%	-14.78%	-11.04%	-17.44%	24.32%	-5.15%	-13.19%
	平均年化收益		-37.32%	-24.05%	-23.39%	-11.90%	24.28%	-7.53%	-16.38%
	平均抗跌比例			35.56%	37.33%	68.11%	165.05%	79.83%	56.12%
震荡市	20100104	20101108	-1.51%	19.53%	16.91%	0.23%	-1.54%	20.86%	9.86%
	20121204	20140717	1.59%	-0.10%	-4.82%	14.02%	-1.86%	17.07%	-6.29%
	20190422	20200323	-16.09%	-21.18%	-5.81%	3.48%	-1.96%	1.21%	-4.66%
	20221101	20230831	8.60%	3.06%	8.05%	2.21%	-11.41%	0.15%	0.38%
	平均年化收益		-1.85%	1.31%	14.32%	19.94%	-16.77%	39.29%	-0.72%
	平均超额年化收益			3.16%	16.17%	21.80%	-14.91%	41.15%	1.13%

数据来源：东北证券，Wind

4. 总结

我们精选了 32 个技术指标，并把他们根据指标构造逻辑分为四大类，分别为趋势类、动量类、波动类和成交量类指标，本质上是对市场不同维度的刻画。趋势类指标代表对价格趋势方向和大小的刻画，动量类指标代表趋势变动的速率，波动量类

指标利用的是价格波动性，成交量类指标引入了成交量进行计算。我们将它们应用到了沪深 300、中证 500、中证 1000、国证 2000 和创业板指上进行回测，大部分技术指标在长期都能够获取正的超额收益，具备了一定的择时能力。

我们还从参数的稳定性、样本外的有效性、信号的有效性和牛熊市情景分析多维度去评价技术指标的择时能力，其中参数的稳定性以热力图的形式直观地展现了不同参数组合的表现情况，样本外的有效性检验了最优参数组合样本外的表现，信号的有效性测量了买卖信号产生后 N 日的累计收益情况。

牛熊市情景分析用牛市捕获比例、熊市抗跌比例和平均超额年化收益展示了技术指标在牛市、熊市和震荡市的适应情况。回测表明，大部分技术指标很难兼顾趋势市和熊市，这启发我们一个好的择时体系，需要具备超越牛熊的优秀特性，才能在长期获取比较可观的超额收益。

5. 附录

5.1. 数学符号说明

表 35：数学符号公式解释

符号	数学解释
REF(X,N)	N 天前的 X 值，当天 N 为 0
MA(X, N)	过去 N 天 X 的平均值
EMA(X, N)	$EMA_t = \frac{2}{N+1}X_t + \frac{N-1}{N+1}EMA_{t-1}$
SUM(X, N)	过去 N 天 X 的和
ABS(X)	X 的绝对值
MAX(X, N)	过去 N 天 X 的最大值
MIN(X, N)	过去 N 天 X 的最小值
IF(CON, A, B)	如果条件 CON 为真，则取 A 值，否则取 B 值
STD(X, N)	过去 N 天 X 的标准差
CUMSUM(X)	对 X 累计求和

数据来源：东北证券

5.2. 技术指标定义及买卖信号产生方式

5.2.1. 均线类指标 (SMA、EMA、KAMA)

均线类策略是趋势交易系统中的经典策略，移动平均线本质上一种低通滤波，通过移动平均过滤掉价格时间序列中的高频扰动，只保留低频趋势，但不可比避免具有一定的滞后性。均线根据对过去一段时间价格序列的不同加权方式，又被分为简单移动平均线 (SMA)、指数移动平均线 (EMA)、卡夫曼自适应均线 (KAMA)、赫尔均线 (HMA)、双重指数移动均线 (DEMA)、成交量加权平均线 (VWMA) ...

周期参数：N

SMA = MA(CLOSE, N)

EMA = EMA(CLOSE, N)

KAMA:

ER = Change/Volatility

Change = ABS(CLOSE - REF(CLOSE, N))

Volatility = Sum(ABS(CLOSE - REF(CLOSE, 1)), N)

SC = [ER × (2/(2+1) - 2/(30+1)) + 2/(30+1)]^2

KAMA = KAMA + SC × (CLOSE - REF(KAMA, 1))

KAMA 通过价格效率 ER 为过去的价格赋予权重，价格效率反映了当前价格波动的有效性。当价格效率越高时，近期的价格被赋予的权重越高，使得均线能够及时反映当前有效价格的变动，当价格效率越低，近期价格被赋予的权重越低，可以在一定程度上过滤掉无效波动，更好的反应趋势的进展。

均线类指标又叫趋势线，展示了潜在的价格方向，是一种追踪趋势的工具，在实践中具有丰富的内涵，除了展示趋势外，均线还兼顾成本线、阻力线等多重功能，因此均线的使用方式也多种多样。比如，短期均线对价格的反应更加敏感，长期均线对价格的反应相对迟钝，但更能反应长期趋势。

当短期均线上穿长期均线，预示趋势即将向上，产生买入信号；

当短期均线下穿长期均线，预示趋势即将向下，产生卖出信号。

5.2.2. 指数平滑异同平均线(MACD)

MACD 从均线发展而来，被称为“技术指标之王”，由快线 DIFF 和慢线 DEA 及一组红绿柱组成，MACD 被认为是一个趋势指标，同时 MACD 的柱线兼具了震荡指标的特点。从构造逻辑来看，MACD 对两条指数加权均线求差值是为了求快，对 DIF 平滑是为了求稳，对 DIFF 和 DEA 再求差值得到的 MACD 就兼具又稳又快的特点。

当 MACD 柱形图在零线上方距离过远时，显示市场处于超买状态，当 MACD 柱形图在零线下方距离过远时，显示市场处于超卖状态。MACD 柱线提示的反转点一般领先于快线和慢线，在图形上表现为缩头抽脚等形式。MACD 柱线图和价格的顶底背离也是强烈的反转信号。

周期参数：N1, N2, N3

$$\text{DIFF} = \text{EMA}(\text{CLOSE}, \text{N1}) - \text{EMA}(\text{CLOSE}, \text{N2})$$

$$\text{DEA} = \text{EMA}(\text{DEA}, \text{N3})$$

$$\text{MACD Histogram} = 2 \times (\text{DIFF}-\text{DEA})$$

当 DIFF 上穿 DEA 时，即柱形图开始在零线上时产生买入信号；

当 DIFF 下穿 DEA 时，即柱形图开始在零线下时产生卖出信号。

5.2.3. 阿隆指标(AROON)

AROON 意为“黎明的第一缕光”。阿隆指标（AROON）是 Tushar Chande 于 1995 年发明的，它通过计算自价格达到近期最高值和最低值以来所经过的期间数，用来揭示一个新趋势的早期开始。AROON 指标由两个独立测量的指标表 AROON_Up 和 AROON_Down 组成，一般认为当 AROON_Up 超过 70 时，表示市场处于多头强势，当 AROON_Down 超过 70 时，市场处于空头强势。当两者中的下行线上穿上行线时，表示原有趋势逐渐减弱，预计趋势开始反转。

周期参数：N，阈值参数：H

$$\text{AROONUp} = (\text{N}-\text{N} \text{ 日最高价距当前天数})/\text{N} \times 100$$

$$\text{AROONDDown} = (\text{N}-\text{N} \text{ 日最低价距当前天数})/\text{N} \times 100$$

$$\text{AROON} = \text{AROONUp} - \text{AROONDDown}$$

AROONUP 大于 H（默认 70），并且 AROON 大于 0，产生买入信号；

AROONUP 大于 H（默认 70），并且 AROON 大于 0，产生买入信号。

5.2.4. 平均趋向指标(ADX)

平均趋向指标 ADX 是另一种常用的趋势衡量指标。ADX 由 DI+ 和 DI- 两条线计算得出，DI+ 代表股价向上强度，DI- 代表股价向下强度，ADX 反应了两者的相对变动情况。ADX 的值越大，代表当前趋势越强，但 ADX 并不能指明趋势方向。

周期参数：N1, N2

$$\text{MAX_HIGH}=\text{IF}(\text{HIGH}>\text{REF}(\text{HIGH}, 1), \text{HIGH}-\text{REF}(\text{HIGH}, 1), 0)$$

$$\text{MAX_LOW}=\text{IF}(\text{REF}(\text{LOW}, 1)>\text{LOW}, \text{REF}(\text{LOW}, 1)-\text{LOW}, 0)$$

$$\text{XPDM}=\text{IF}(\text{MAX_HIGH}>\text{MAX_LOW}, \text{HIGH}-\text{REF}(\text{HIGH}, 1), 0)$$

$$\text{PDM}=\text{SUM}(\text{XPDM}, \text{N1})$$

$$\text{XNDM}=\text{IF}(\text{MAX_LOW}>\text{MAX_HIGH}, \text{REF}(\text{LOW}, 1)-\text{LOW}, 0)$$

$$\text{NDM}=\text{SUM}(\text{XNDM}, \text{N1})$$

$$\text{TR}=\text{MAX}([\text{ABS}(\text{HIGH}-\text{LOW}), \text{ABS}(\text{HIGH}-\text{CLOSE}), \text{ABS}(\text{LOW}-\text{CLOSE})])$$

$$\text{TR}=\text{SUM}(\text{TR}, \text{N1})$$

DI+ = PDI=PDM/TR

DI- = MDI=NDM/TR

ADX=EMA(ABS(MDI-PDI)/(MDI+PDI)×100, N2)

当 DI+上穿 DI-时，表示市场处于上涨趋势，产生买入信号；

当 DI+下穿 DI-时，表示市场处于下跌趋势，产生卖出信号；

5.2.5. 区间震荡线(DPO)

DPO 由 Walt Bressert 用于辅助判断股价的短期趋势。它的计算方法是通过消除股价的前期长期趋势，只留下短线价格波动，形成区间震荡线，更容易识别小周期的超买/超卖水平。当 DPO 区间震荡线向上时，表示股价处于上升趋势。当 DPO 区间震荡线向下时，表示股价处于下降趋势。

周期参数：N

DPO=CLOSE-REF(MA(CLOSE, N), N/2+1)

当 DPO>0 时，代表股价短期向上，产生买入信号；

当 DPO<0 时，代表股价短期向下，产生卖出信号。

5.2.6. 抛物线指标(SAR)

抛物线指标英文为“Stop and Reverse”，因此又叫停损转向点，由技术分析大师 Wells Wilder 提出，目的是寻找趋势市场的反转。SAR 简单直接，在交易软件中有一系列小点组成，构成一条抛物线，当价格处于上升趋势时，SAR 在下方绘制，在下降趋势时 SAR 在上方绘制，SAR 适合在趋势市使用，非趋势市容易失效。

当价格位于抛物线 SAR 指标上方时，说明此时市场处于强劲上涨趋势。反之，当价格位于抛物线 SAR 指标下方时，则说明市场处于下跌趋势中。因此 SAR 可以用来洞察市场潜在的反转点，同时 SAR 也被用来确定动态止损价格，这种方法也被称为跟踪止损。

步长参数：N, AF 最大值：M

上升趋势中：

SAR = REF(SAR, 1) + AF × (REF(EP,1)- REF(SAR,1))

下降趋势中：

SAR = REF(SAR, 1) - AF × (REF(SAR,1)- REF(EP,1))

EP 为上升趋势的最高点或下降趋势的最低点，AF 为加速因子，初始值为 0.02，每当 EP 创新低/新高时，AF 增加 N（默认为 0.02），直到最大值 M（默认为 0.2）。

5.2.7. 动量指标 (MOM)

动量指标利用的时物理学的动力学原理，通过衡量价格的动量和趋势，以判断未来价格的变化。当 MOM 为正时，说明最近价格处于上涨趋势，当 MOM 为负时，说明最近价格处于下跌趋势。动量指标有两种使用逻辑，一种是利用动量的持续性，另外一种是利用动量的反转性，在短期 MOM 一般表现为反转效应和在长期表现为动量效应。

周期参数：N

MOM = CLOSE - REF(CLOSE, N)

当 MOM>0 时，动量为正，产生买入信号；
当 MOM<0 时，动量为负，产生卖出信号。

5.2.8. 乖离率 (BIAS)

乖离率 (BIAS) 是测量股价偏离均线大小程度的指标，通过百分比的形式来表示股价与平均移动线之间的差距，反映一定时期内股价与其移动平均数偏离程度的指标。当 BIAS 大于 0 时，表示股价高于均线，市场上涨力量较强，当 BIAS 小于 0 时，表示股价低于均线，说明市场下跌力量较强。当股价偏离均线过大时，表示股价处于超买状态/超卖状态，未来可能会发生均值回归的情况。

周期参数：N，阈值参数：H, L
 $BIAS(N)=(CLOSE-MA(CLOSE, N))/MA(CLOSE, N) \times 100$

当 BIAS 大于阈值 H 时，预计上升趋势较强，产生买入信号；
当 BIAS 小于阈值 L 时，预计上升趋势较弱，产生卖出信号。

5.2.9. 相对强弱指数 (RSI)

RSI 由 Wells Wilder 提出，范围在 0 到 100 区间，根据市场买入和卖出的相对倾向判断市场多力量强弱的指标。一般认为，RSI>70，处于超买状态，后续行情可能出现回调，考虑卖出；RSI<30，属于超卖状态，短期反弹可能性较大，考虑买入。RSI 作为警告信号，并不意味着市场必然朝着预期的方向发展，只是作为目前市场状态的提示，必需结合其他指标综合分析。

周期参数：N，阈值参数：H, L
 $CLOSEUP=IF(CLOSE>REF(CLOSE,1), CLOSE-REF(CLOSE,1), 0)$
 $CLOSEDOWN=IF(CLOSE<REF(CLOSE, 1), ABS(CLOSE-REF(CLOSE, 1)), 0)$
 $CLOSEUP_MA=EMA(CLOSEUP, N)$
 $CLOSEDOWN_MA=EMA(CLOSEDOWN, N)$
 $RSI=100 \times CLOSEUP_MA/(CLOSEUP_MA+CLOSEDOWN_MA)$

RSI 掉头上穿 L (默认 30)，预计即将反转，产生买入信号；
RSI 掉头下穿 H (默认 80)，预计即将反转，产生卖出信号。

5.2.10. 变动率指标 (ROC)

ROC 指标（变动率指标）是一种基于动量的技术指标，衡量当前价格与一定天数前价格之间变化的百分比。ROC 指标围绕零轴上下波动，如果价格变化向上，指标会移动到零轴之上；如果价格变动向下，则指标会移动到零轴以下。指标逐渐远离零轴表示动量增加，而向零轴移动，则表示动量减弱。此外，ROC 指标超出常态范围时，可以用来识别超买和超卖情况。

周期参数：N
 $ROC=100 \times (CLOSE-REF(CLOSE, N)) / REF(CLOSE, N)$

ROC>0 产生买入信号，ROC<0 产生卖出信号。

5.2.11. 随机指标 (KDJ)

KDJ由K、D、J三条指标曲线构成，主要研究的是最高价、最低价和收盘价之间的关系，同时融合了均线、动量的理念，适用于中短期的价格变动分析。当D线大于80时，行情呈现超买现象，当D小于20时，行情呈现超卖现象。当K线上穿D线时，预示上涨趋势；当K线下穿D线，预示下跌趋势，但KDJ指标在趋势市容易发生指标钝化，失去指示作用。

周期参数：N1, N2, N3，阈值参数：H, L

$$RSV=(CLOSE-\text{MIN}(LOW,N1))/(\text{MAX}(HIGH,N1)-\text{MIN}(LOW,N1)) \times 100$$

$$K=\text{EMA}(RSV, N2)$$

$$D=\text{SMA}(K, N3)$$

$$J=3K-2D$$

当D小于L（默认20）时且K线上穿D时，产生买入信号；

当D大于H（默认80）时且K线下穿D时，产生卖出信号。

5.2.12. 威廉指标 (WR)

WR由Larry Williams创造的，是测量行情震荡的一种指标，通过反应一段时间内股价最高价、最低价和收盘价之间的关系，从而判断股市超买超卖状态，分析多空力量对比，判断股价走势。

周期参数：N，阈值参数：H, L

$$WR=-100 \times (\text{MAX}(HIGH, N)-CLOSE)/(\text{MAX}(HIGH, N)-\text{MIN}(LOW, N))$$

WR小于阈值L（默认为-80），提示超卖状态，产生买入信号；

WR大于阈值H（默认为-20），提示超买状态，产生卖出信号。

5.2.13. 顺势指标 (CCI)

CCI指标用来衡量典型价格（最高价、最低价和收盘价的均值）与其一段时间的移动平均的偏离程度。CCI被称为“短线指标之王”，在大部分时间内CCI在-100到+100之间范围内波动，在剩下20%-30%时间内，CCI会超出这个范围。当CCI超出100时被认为上涨趋势继续延续的信号，当CCI小于-100时，表明下跌趋势将延续。

周期参数：N，阈值参数：H, L

$$TYP=(HIGH+LOW+CLOSE)/3$$

$$TYP_MA=\text{MA}(TYP, N)$$

$$MD=\text{MA}(\text{ABS}(TYP_MA-MA), N)$$

$$CCI=(TP-MA)/(0.015MD)$$

当CCI>H（默认100）时，产生买入信号；当CCI<L（默认为-100）时，产生卖出信号。

5.2.14. 钱德勒动量摆动指标 (CMO)

CMO是一种“净”动量震荡指标，将“动能与震荡结合，可协助辨认股市动量的极端位置，找出超买超卖区。以CMO的正负值判断动量是在“上涨”或“下跌”。

周期参数：N

$D = CLOSE - REF(CLOSE, 1)$
 $SU = IF(D > 0, D, 0)$
 $SD = IF(D \leq 0, 0, -D)$
 $SUM1 = SUM(SU, N)$
 $SUM2 = SUM(SD, N)$
 $CMO = ((SUM1 - SUM2) / (SUM1 + SUM2)) \times 100$

CMO>0, 产生买入信号；CMO<0, 产生卖出信号。

5.2.15. 终极振荡器 (UO)

终极震荡指标是一种动量指标，旨在衡量资产在多个时间范围内的价格动量。它使用三个不同的时期（7、14 和 28）来确定短期、中期和长期市场趋势的动量，然后生成三者的加权平均值。最短的时间范围在计算中具有最大的权重，而最长的时间范围具有最小的权重。通过使用三个不同时间框架的加权平均值，该指标的波动性较小，这有助于它避免依赖单一时间框架的其他震荡指标的陷阱。

周期参数：N1, N2, N3

$TH = MAX(HIGH, REF(CLOSE, 1))$
 $TL = MIN(LOW, REF(CLOSE, 1))$
 $TR = TH - TL$
 $XR = CLOSE - TL$
 $XRM = SUM(XR, N1) / SUM(TR, N1)$
 $XRN = SUM(XR, N2) / SUM(TR, N2)$
 $XRO = SUM(XR, N3) / SUM(TR, N3)$
 $UOS = 100 \times (XRM \times N2 \times N3 + XRN \times N1 \times N2 + XRO \times N1 \times N2) / (N1 \times N2 + N2 \times N3 + N1 \times N3)$

UO>70, 产生买入信号；UO<50, 产生卖出信号。

5.2.16. 三重指数平滑移动平均指标 (TRIX)

TRIX 指标是根据移动平均线理论，对一条移动平均线进行三次平滑处理，再根据这条移动平均线的变动情况来预测股价的长期走势，是一种研究股价趋势的长期技术分析工具。

当 TRIX 线从下向上突破 TRMA 线，形成“金叉”时，预示着股价开始进入强势拉升阶段，发出买入信号；当 TRIX 线向下跌破 MATRIX 线（一般在高位）形成死叉时，股价上涨行情终结，发出卖出信号。

周期参数：N1, N2

$TRIPLE_EMA = EMA(EMA(EMA(CLOSE, N1), N1), N1)$
 $TRIX = (TRIPLE_EMA - REF(TRIPLE_EMA, 1)) / REF(TRIPLE_EMA, 1)$
 $TRIXMA = MA(TRIX, N2)$

TRIX 上穿 TRIXMA，产生买入信号；TRIX 下穿 TRIXMA，产生卖出信号。

5.2.17. 位置指标 (POS)

POS 指标衡量当前的 N 天收益率在过去 N 天的收益率中位置。当位置指标上穿一定阈值时，意味着上涨趋势强劲，未来大概继续上涨；当位置指标下穿一定阈值时，意味着下跌趋势强劲，未来大概率继续下跌。

周期参数：N，阈值参数：H, L

PC = (CLOSE-REF(CLOSE, N))/REF(CLOSE, N)
POS = (PC-MIN(PC, N))/(MAX(PC, N)-MIN(PC, N))

当 POS 上穿 H (默认 80) 时，产生买入信号；当 POS 下穿 L (默认 20) 时，产生卖出信号。

5.2.18. 均幅指标 (ATR)

ATR 由美国技术分析大师 Welles Wilder 提出，是显示市场波动率的技术指标。该指标能让人借此掌握当前市场波动率的大小、幅度，常用于趋势确认、资金分配、仓位管理、移动止损。经典的肯纳特通道 (KC) 就是通过在均线加减一定倍数的 ATR 构造价格通道。

周期参数：N

TR = MAX(ABS((HIGH-LOW), ABS(REF(CLOSE, 1)-HIGH)), ABS(REF(CLOSE,1)-LOW))

ATR = EMA(TR, N)

周期参数：N，偏差系数：M

KC:

MIDDLE = MA(CLOSE, N)

UPPER = MIDDLE + M × ATR(N)

LOWER = MIDDLE - M × ATR(N)

当收盘价上穿 UPPER 时，产生买入信号；当收盘价下穿 LOWER 时，产生卖出信号。

5.2.19. 布林带 (BBANDS)

相比于肯纳特用 ATR 构造价格通道的上下轨，布林带采用一定倍数的价格标准差构造价格通道，布林带分可以用来衡量市场的波动大小，当市场波动性较大时，布林带张口，当市场波动性较小时，布林带缩口。布林带趋势性交易策略认为，当价格突破上轨时，通常所认为产生上涨趋势，突破下轨，产生下跌趋势。布林带的上轨下轨也可以被用来指示支撑和压力位置。

周期参数：N，偏差系数：M

BBANDS:

MID = MA(CLOSE, N)

UPPER = MIDDLE + M × STD(CLOSE, N)

LOWER = MIDDLE - M × STD(CLOSE, N)

当收盘价上穿上轨 UPPER，产生买入信号；当收盘价下穿下轨 LOWER，产生卖出信号。

5.2.20. 唐奇安通道 (DC)

唐奇安通道利用过去一段时间内的最高价和最低价构造上下轨，著名的海龟交易法则就是基于唐奇安通道设计的，将通道作为交易系统的一部分，用于捕捉趋势信号。通道作为过滤器可以过滤价格波动，适用于趋势明显的行情。

周期参数：N

DC:

$$\text{UPPER} = \text{MAX}(\text{HIGH}, N)$$

$$\text{LOWER} = \text{MIN}(\text{LOW}, N)$$

$$\text{MID} = 0.5 \times (\text{UPPER} + \text{LOWER})$$

当收盘价上穿上轨 UPPER，产生买入信号；当收盘价下穿下轨 LOWER，产生卖出信号。

5.2.21. 加速带指标 (ACCBANDS)

加速线带指标由 Price Headley 发明，旨在识别可能的价格突破和价格反转，区别于 DC 直接采用 N 日最高价和最低价构造上下轨，ACCBANDS 价格通道的宽度可以根据价格的波动性进行动态调整，当价格波动性越强时，上下轨的宽度越大，反之则越窄。

周期参数：N

DC:

$$\text{HL_Ratio} = (\text{HIGH}-\text{LOW})/(\text{HIGH}+\text{LOW})$$

$$\text{LOWER} = \text{MA}(\text{LOW} \times (1-\text{HL_Ratio}), N)$$

$$\text{UPPER} = \text{MA}(\text{HIGH} \times (1+\text{HL_Ratio}), N)$$

$$\text{MID} = \text{MA}(\text{CLOSE}, N)$$

当收盘价上穿上轨 UPPER，产生买入信号；当收盘价下穿下轨 LOWER，产生卖出信号。

5.2.22. 梅斯线 (MASSI)

梅斯线 (Mass Index)，又名“转向寻大牛”，是由 Donald Dorse 设计的震荡曲线。本指标最主要的作用，在于寻找飙涨股或者极度弱势股的重要趋势反转点。由于股价高低点之间的价差波带不断在宽窄之间变动，梅斯线利用循环重复的价差波带，精准地预测股价的趋势反转带点，当价差波带由于强烈短期冲击大幅扩张，MASSI 曲线上穿 27，预示着股价已达到极限，待 MASSI 掉头向下时未来很有可能出现反转。

周期参数：N1, N2

$$\text{MASSI} = \text{SUM}(\text{EMA}(\text{HIGH}-\text{LOW}, N1)/\text{EMA}(\text{EMA}(\text{HIGH}-\text{LOW}, N1), N1), N2)$$

MASSI 曲线上穿越 27，随后又掉头跌落 26.5。如果股价的 9 天移动平均线，正处于下跌状态，代表空头行情即将反转上涨，产生买入信号。

MASSI 曲线上穿越 27，随后又掉头跌落 26.5。如果股价的 9 天移动平均线，正处于上升状态，代表多头行情即将反转下跌，产生卖出信号。

5.2.23. 相对离散指数 (RVI)

相对离散指数 (RVI) 又称“相对波动性指标”，用于测量价格的发散趋势，由著名分析家 Donald Dorsey 于 1993 年提出。其原理与 RSI 类似，但它是以价格的方差而

不是简单的升跌来测量价格变化的强度。相对离散指数（RVI）主要用作辅助的确认指标，即配合均线系统、动量指标或其它趋势指标使用。

周期参数：N， 阈值参数：H, L

$STD = STD(CLOSE, N)$

$USTD = EMA(IF(CLOSE > REF(CLOSE, 1), STD, 0), N)$

$DSTD = EMA(IF(CLOSE < REF(CLOSE, 1), STD, 0), N)$

$RVI = 100 \times USTD / (USTD + DSTD)$

当 $RVI < L$ 时产生买入信号；当 $RVI > H$ 时产生卖出信号。

5.2.24. 单项波动差 (UDVD)

波动率的分布是不对称的，当市场处于上升阶段时，上升波动要大于下行波动；当市场处于下跌阶段时，下行波动要大于上行波动，因此两者的差值可以用来预测市场的走势。

周期参数：N

$VOLUP = (HIGH - OPEN) / OPEN$

$VOLDOWN = (OPEN - LOW) / OPEN$

$UDVD = SMA(VOLUP - VOLDOWN, N)$

当 $UDVD > 0$ 时，发出买入信号；当 $UDVD < 0$ 时，发出卖出信号。

5.2.25. 累积派发指标 (AD)

累积/派发由 Marc Chaikin 发明，是一种非常流行的平横交易量指标。是描述证券价格与成交量变化的动量指标。该指标基于这样的假设，既伴随着价格变动的成交量越大价格的变动越有效。当收盘价高于最高价和最低价的一半时，被认为是资金流入，当收盘价低于最高价和最低价的一半时，被认为是资金流出。

当证券的累积派发指标向上运动时表明该证券正在被累积(正被买入)，因为成交量的绝大部分是与价格上升运动相联系的。当累积派发指标向下运动时，表明该证券正在被派发(正被卖出)。

周期参数：N1, N2

$AD = CUMSUM(((CLOSE - LOW) - (HIGH - CLOSE)) \times VOLUME / (HIGH - LOW))$

$AD_EMA1 = EMA(AD, N1)$

$AD_EMA2 = EMA(AD, N2)$

$ADOSC = AD_EMA1 - AD_EMA2$

当 $ADOSC > 0$ 且收盘价在 90 日均线上方，产生买入信号；当 $ADOSC < 0$ 且收盘价在 90 日均线下方，产生卖出信号。

5.2.26. 能量潮 (OBV)

OBV 指标由美国 Joe Granville 提出，该指标把成交量分为正的成交量(价格上升时的成交量)和负的成交量(价格下降时)后计算成交量的累计和，从价格变动与成交量增减的关系上，来推测市场人气的一种技术指标。OBV 认为能量是因，价格波动是果，市场价格的变化必须有成交量配合。

周期参数：N1, N2

$VOL = IF(CLOSE > REF(CLOSE, 1), VOLUME, -VOLUME)$
 $VOL = IF(CLOSE != REF(CLOSE, 1), VOL, 0)$
 $OBV = REF(OBV, 1) + VOL$
 $OBV_HISTOGRAM = MA(OBV, N1) - MA(OBV, N2)$

当 $OBV_HISTOGRAM$ 大于 0 时，产生买入信号；当 $OBV_HISTOGRAM$ 小于 0 时，产生卖出信号。

5.2.27. 资金流量指标 (MFI)

资金流量指 MFI 是一种震荡指标，构建逻辑和经典指标 RSI 类似，用于衡量资金流动的强度和方向。指标是基于价格和成交量计算的，在 0 和 100 之间波动，与 RSI 等传统震荡指标相比，将资金流入和流出的强度和方向考虑在内，反映了市场的资金流动状况。

MFI<20 时，代表资金短期冷却讯号，待 MFI 指标再度向上突破 20 时，才能确认资金转向； MFI>80 时，代表资金短期过热讯号，待 MFI 指标再度向下跌破 80 时，才能确认资金转向。

周期参数：N，阈值参数：H, L

$TP = (HIGH + LOW + CLOSE) / 3$

$MF = TP \times VOLUME$

$MF_POS = SUM(IF(TP > REF(TP, 1), MF, 0), N)$

$MF_NEG = SUM(IF(TP <= REF(TP, 1), MF, 0), N)$

$MFI = 100 - 100 / (1 + MF_POS / MF_NEG)$

当 MFI 大于阈值 H 时，产生买入信号；当 MFI 小于阈值 L 时，产生卖出信号。

5.2.28. 简易波动指标 (EOM)

EOM 指标是根据等量图和压缩图的原理设计而成，目的是将价格与成交量的变化结合成一个波动指标来反映股价或指数的变动状况。如果较少的成交量便能推动股价上涨，则 EOM 升高；如果股价下跌时也伴随较少的成交量，则 EOM 数值将降低，如果价格不涨不跌，或者价格的上涨和下跌，都伴随着较大的成交量时，则 EOM 的数值会趋近于零。EOM 在一个完整的价格循环中，可以提示在人气聚集买入股票，在成交量逐渐萎缩，能量即将用尽时卖出股票。

周期参数：N

$MID_PT_MOVE = (HIGH + LOW) / 2 - (REF(HIGH, 1) + REF(LOW, 1)) / 2$

$BOX_RATIO = VOLUME / 10000000 / (HIGH - LOW)$

$EM = MID_PT_MOVE / BOX_RATIO$

$EOM = MA(EM, N)$

当 EOM 大于 0 时产生买入信号，当 EOM<0 时，产生卖出信号。

5.2.29. 成交量均线 (MAAMT)

将均线类的构造思想应用到成交量上，量价关系一直有着比较高的相关性，且从历史经验来看，未来预期收益与成交量大部分存在正相关关系，只有当市场极度缩量时，未来预期收益会出现反弹。因此在一定程度上同样可以用金叉死叉原则产生策略信号。

周期参数：N

MAAMT = MA(VOLUME, N)

当成交量短期均线上穿长期均线，产生买入信号；当成交量短期均线下穿上长期均线，产生卖出信号。

5.2.30. 强劲指数(FI)

强力指数 (FI) 把市场上每一次的变化力量划分为三个因素：方向、距离以及成交量，其中方向和距离有价格涨跌方向和幅度决定，价格变化幅度越大，成交量越大，在该方向的力量越大。

周期参数：N

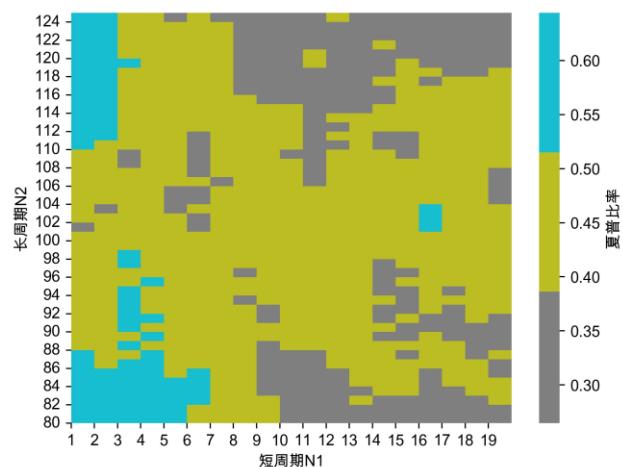
QL = (CLOSE - REF(CLOSE, 1)) × VOLUME

FI = EMA(QL, N)

当 FI>0，市场多头强劲，产生买入信号；当 FI<0 时，市场空头强劲，产生卖出信号。

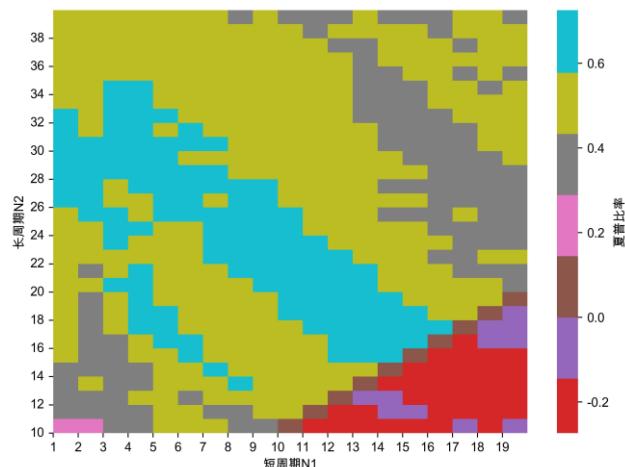
5.3. 技术指标最优参数组合区域表现

图 33: SMA



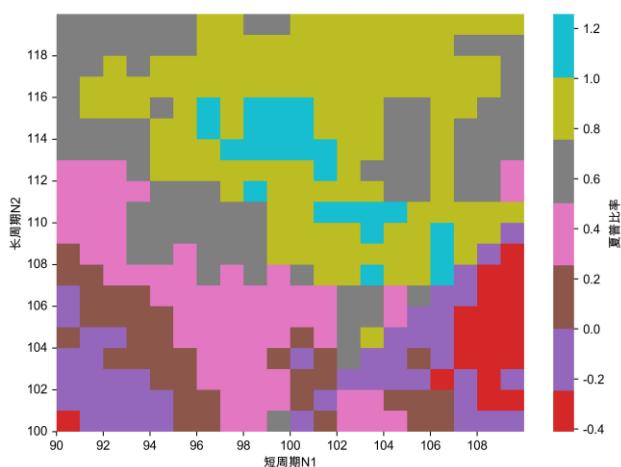
数据来源：东北证券，Wind

图 34: EMA



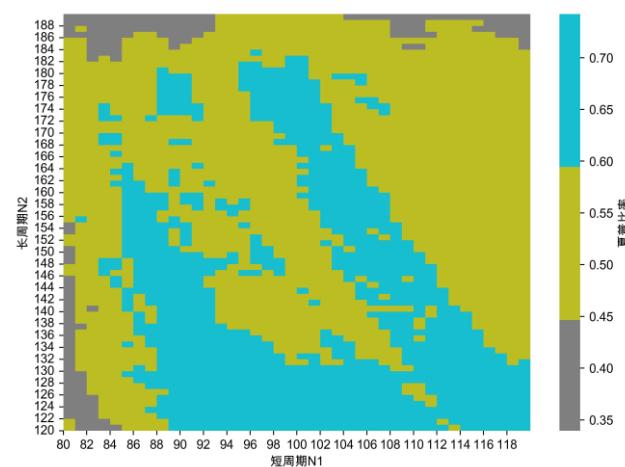
数据来源：东北证券，Wind

图 35: KAMA



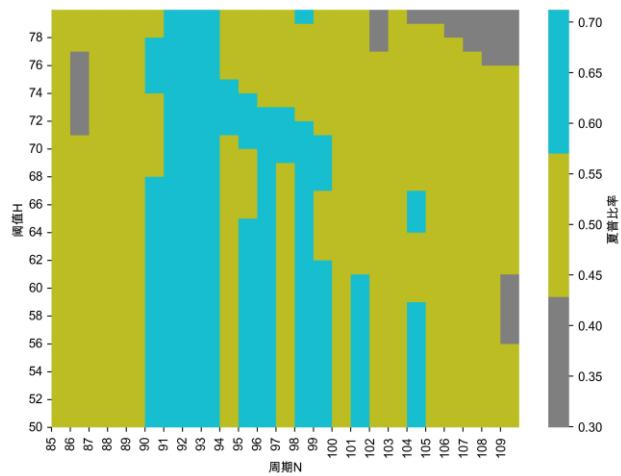
数据来源：东北证券，Wind

图 36: MACD



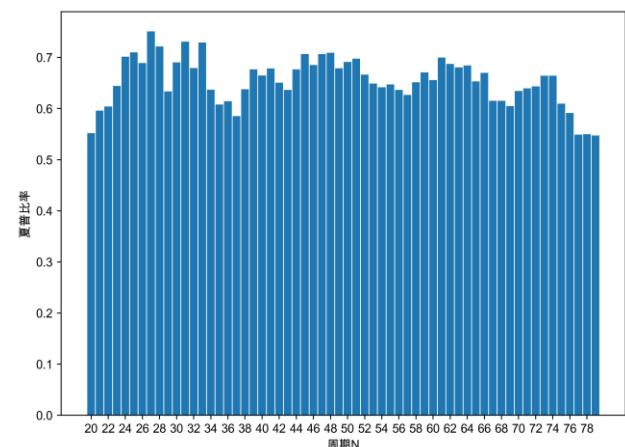
数据来源：东北证券，Wind

图 37: AROON



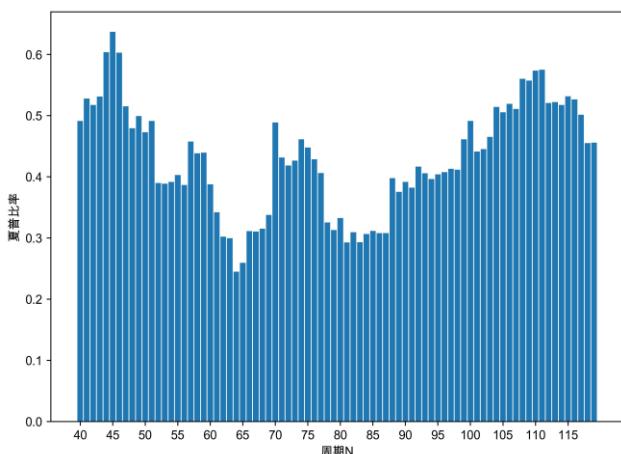
数据来源：东北证券，Wind

图 38: ADX



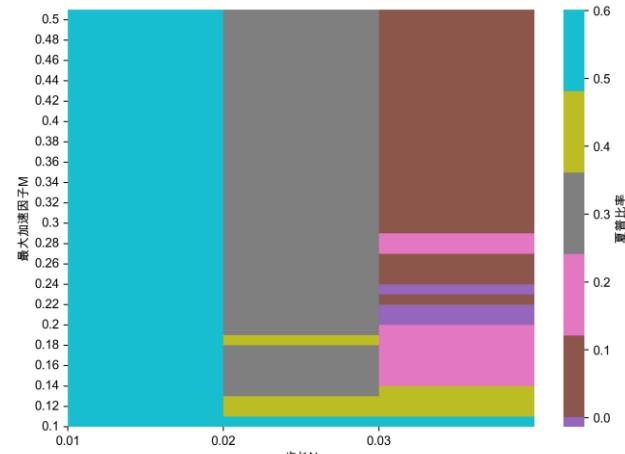
数据来源：东北证券，Wind

图 39: DPO



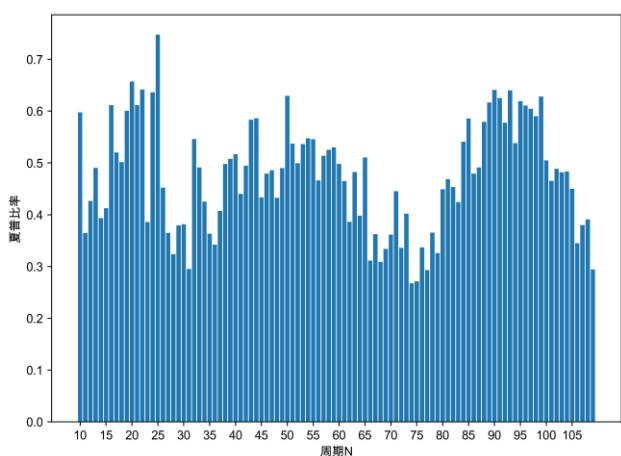
数据来源：东北证券，Wind

图 40: SAR



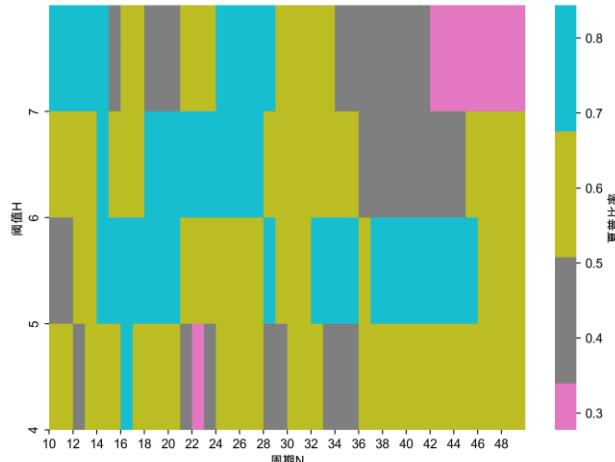
数据来源：东北证券，Wind

图 41: MOM



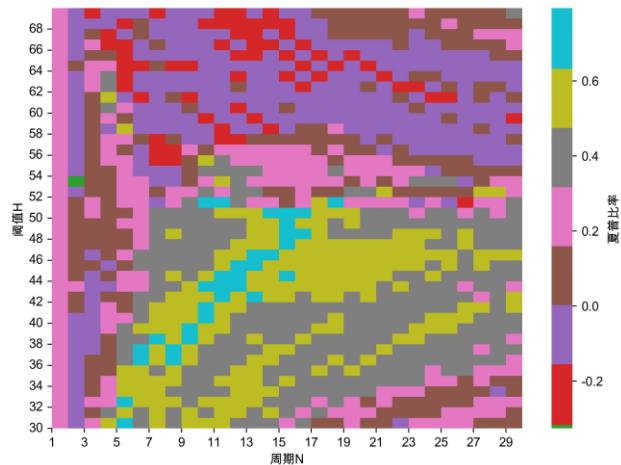
数据来源：东北证券，Wind

图 42: BIAS



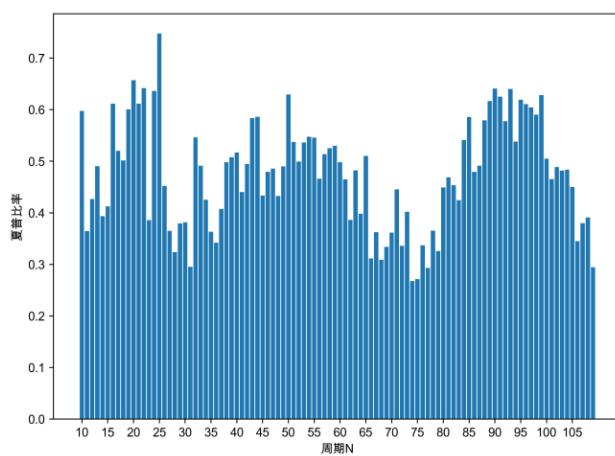
数据来源：东北证券，Wind

图 43: RSI



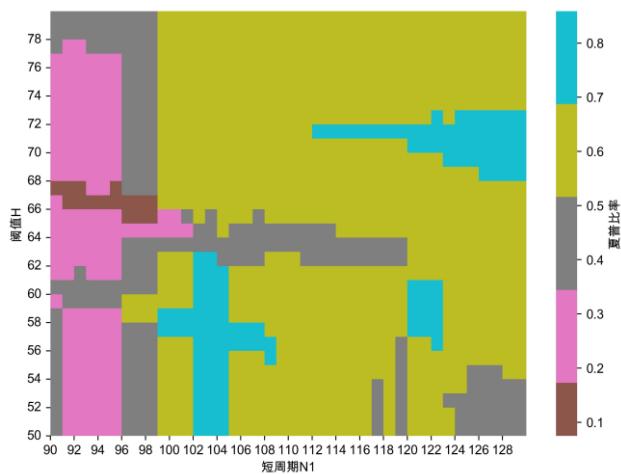
数据来源：东北证券，Wind

图 44: ROC



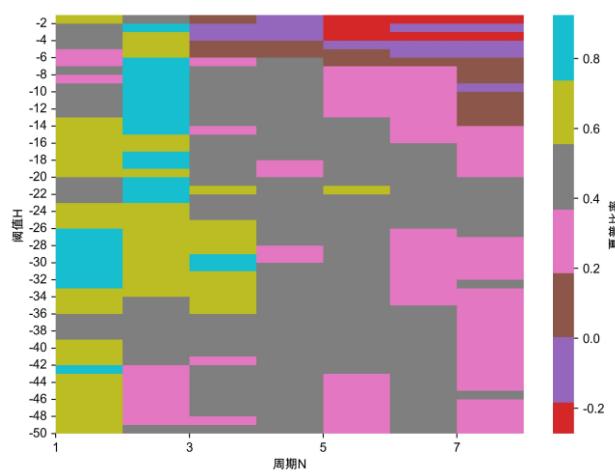
数据来源：东北证券，Wind

图 45: KDJ

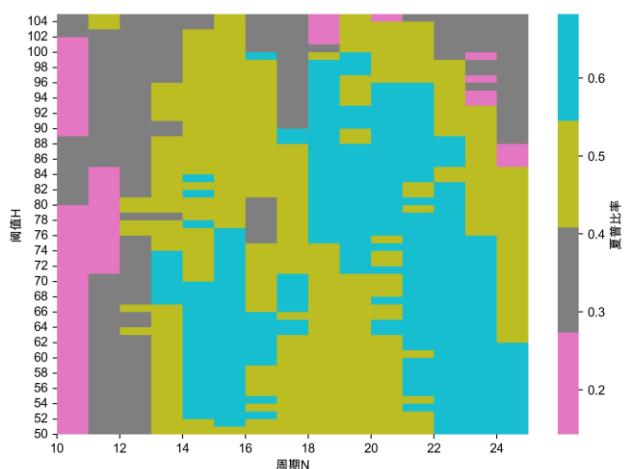


数据来源：东北证券，Wind

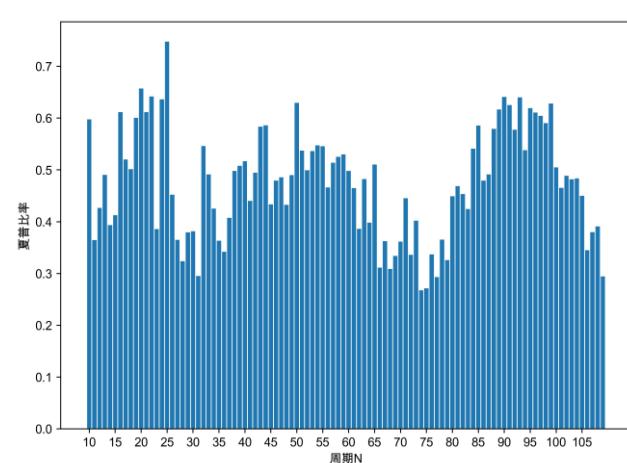
图 46: WR



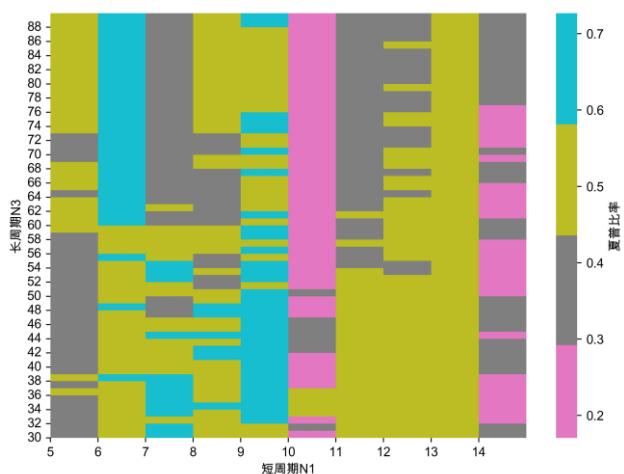
数据来源：东北证券，Wind

图 47: CCI


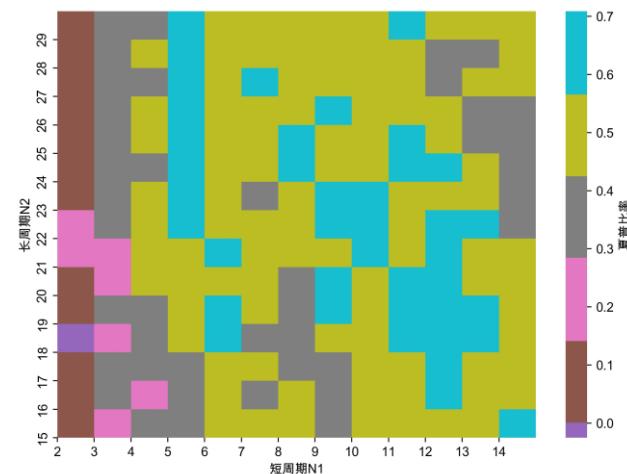
数据来源：东北证券，Wind

图 48: CMO


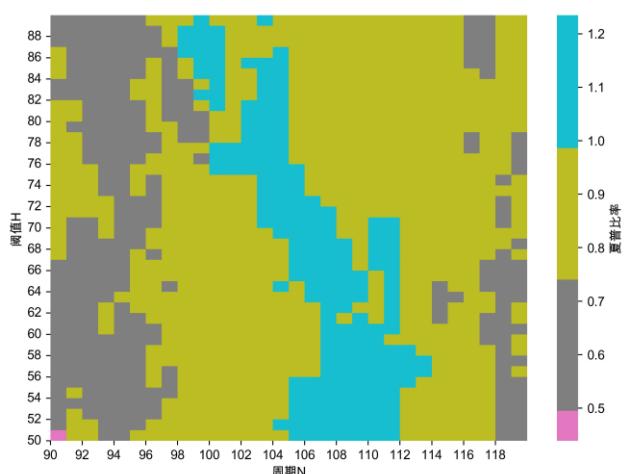
数据来源：东北证券，Wind

图 49: UO


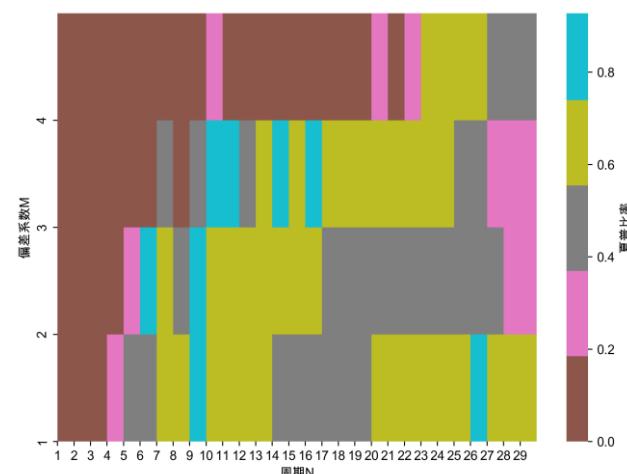
数据来源：东北证券，Wind

图 50: TRIX


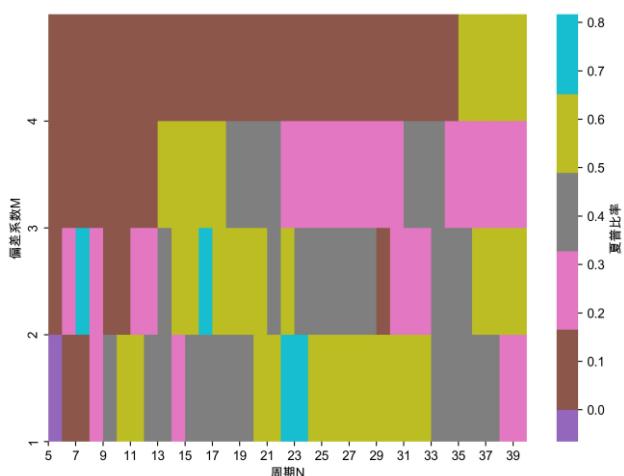
数据来源：东北证券，Wind

图 51: POS


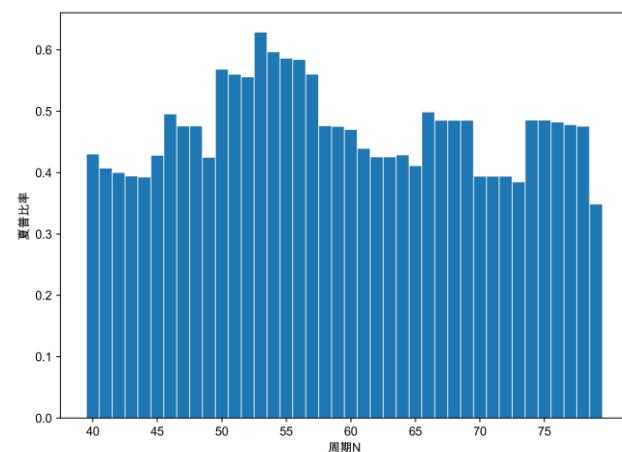
数据来源：东北证券，Wind

图 52: ATR/KC


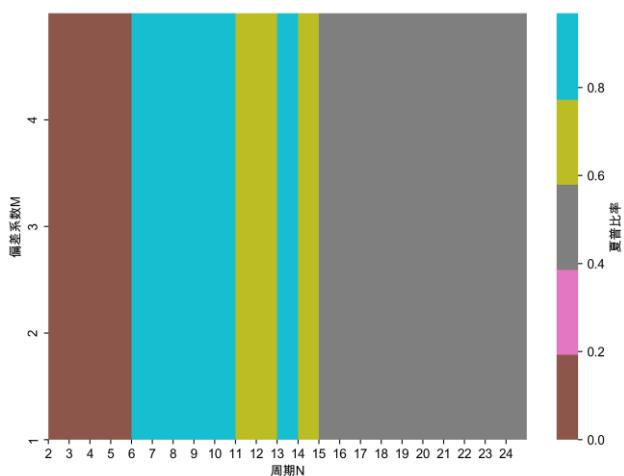
数据来源：东北证券，Wind

图 53: BBANDS


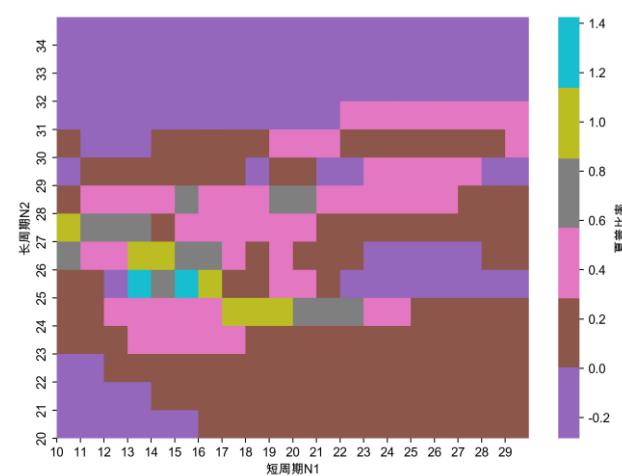
数据来源：东北证券，Wind

图 54: DC


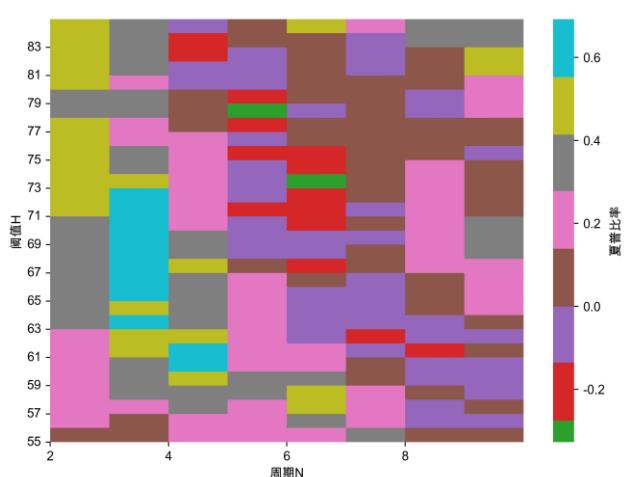
数据来源：东北证券，Wind

图 55: ACCBANDS


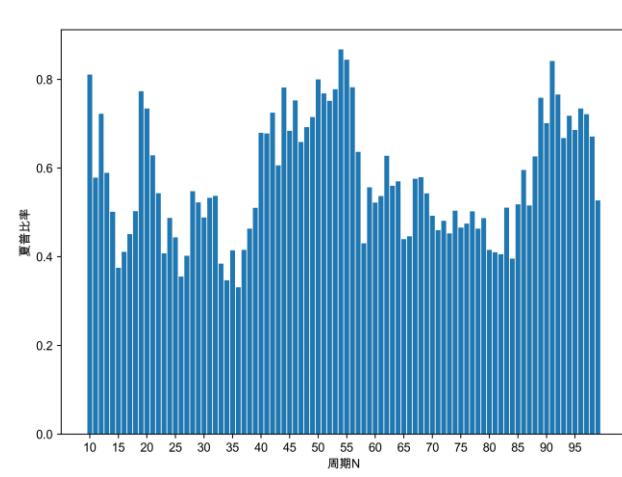
数据来源：东北证券，Wind

图 56: MASSI


数据来源：东北证券，Wind

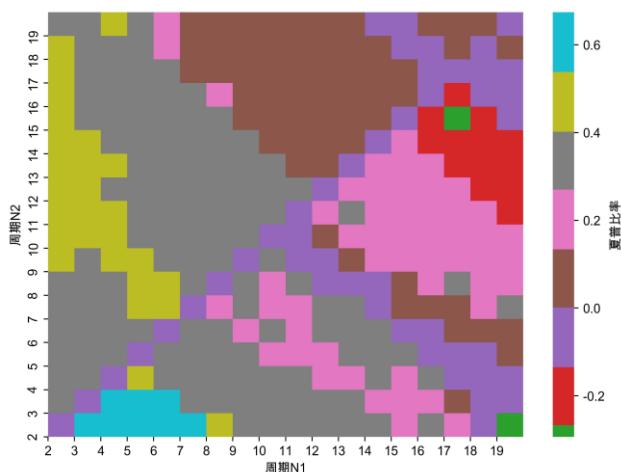
图 57: RVI


数据来源：东北证券，Wind

图 58: UDV D


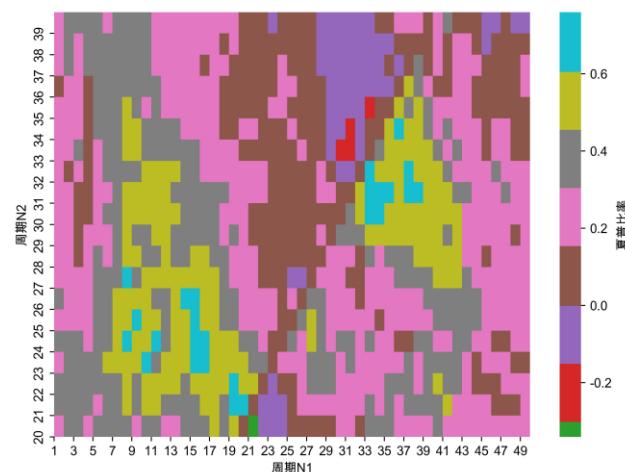
数据来源：东北证券，Wind

图 59: AD



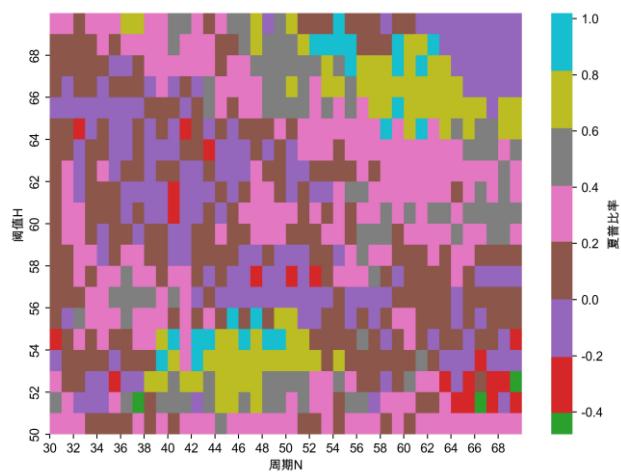
数据来源：东北证券，Wind

图 60: OBV



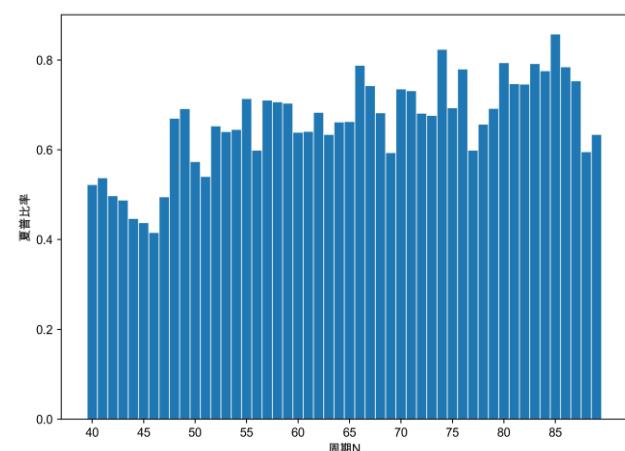
数据来源：东北证券，Wind

图 61: MFI



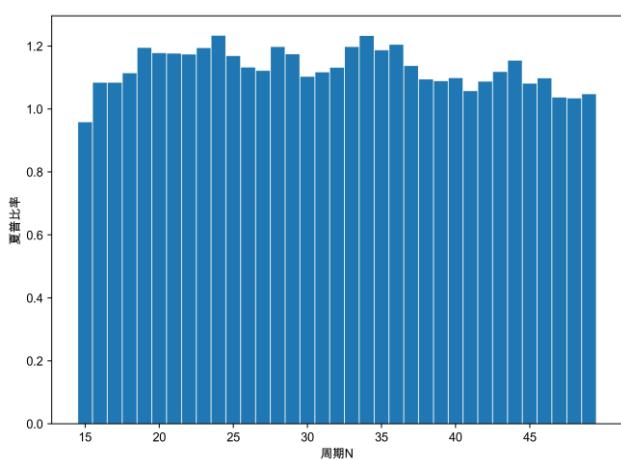
数据来源：东北证券，Wind

图 62: EOM



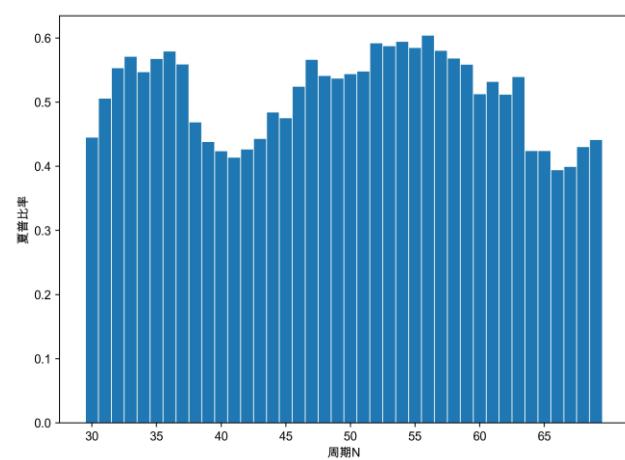
数据来源：东北证券，Wind

图 63: MAAMT



数据来源：东北证券，Wind

图 64: FI



数据来源：东北证券，Wind



5.4. 技术指标信号的有效性

表 36: 技术指标信号有效性

技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率	技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率
SMA	买入	3	104	-0.08%	-0.21%	45.19%	ADX	买入	3	132	0.15%	0.23%	56.06%
SMA	买入	5	104	-0.04%	0.15%	51.92%	ADX	买入	5	131	0.18%	0.16%	52.67%
SMA	买入	10	104	0.01%	0.21%	52.88%	ADX	买入	10	131	0.59%	0.90%	58.78%
SMA	买入	20	104	0.52%	-0.02%	50.00%	ADX	买入	20	131	0.97%	0.71%	54.96%
SMA	买入	30	103	0.00%	-0.01%	49.51%	ADX	买入	30	130	0.83%	0.05%	50.00%
SMA	买入	60	100	1.28%	1.13%	54.00%	ADX	买入	60	127	1.67%	0.86%	55.12%
SMA	卖出	3	104	-0.63%	-0.27%	57.69%	ADX	卖出	3	131	-0.92%	-1.00%	65.65%
SMA	卖出	5	104	-0.51%	0.09%	49.04%	ADX	卖出	5	131	-0.87%	-1.05%	64.89%
SMA	卖出	10	104	-0.51%	0.00%	50.00%	ADX	卖出	10	131	-0.71%	-0.40%	53.44%
SMA	卖出	20	103	-0.81%	-0.37%	56.31%	ADX	卖出	20	130	-0.52%	-0.48%	54.62%
SMA	卖出	30	103	-0.56%	-0.72%	52.43%	ADX	卖出	30	130	-0.37%	-0.64%	55.38%
SMA	卖出	60	100	0.19%	-0.99%	55.00%	ADX	卖出	60	127	0.14%	0.32%	48.82%
EMA	买入	3	71	0.33%	0.30%	54.93%	DPO	买入	3	108	0.25%	0.38%	58.33%
EMA	买入	5	71	0.08%	0.05%	50.70%	DPO	买入	5	108	0.18%	0.27%	56.48%
EMA	买入	10	71	0.60%	0.70%	56.34%	DPO	买入	10	108	0.24%	0.44%	51.85%
EMA	买入	20	71	0.58%	0.07%	52.11%	DPO	买入	20	108	0.39%	0.18%	50.93%
EMA	买入	30	70	0.04%	-0.29%	47.14%	DPO	买入	30	107	0.29%	-0.21%	49.53%
EMA	买入	60	68	1.23%	-0.03%	50.00%	DPO	买入	60	103	1.45%	1.29%	56.31%
EMA	卖出	3	71	-0.63%	-0.42%	59.15%	DPO	卖出	3	108	-0.98%	-0.80%	68.52%
EMA	卖出	5	71	-0.88%	-0.56%	61.97%	DPO	卖出	5	108	-1.26%	-0.75%	70.37%
EMA	卖出	10	71	-0.77%	-0.82%	60.56%	DPO	卖出	10	108	-1.29%	-1.16%	60.19%
EMA	卖出	20	70	-0.12%	-1.03%	62.86%	DPO	卖出	20	107	1.56%	-1.35%	68.22%
EMA	卖出	30	70	-0.95%	-0.60%	54.29%	DPO	卖出	30	107	1.40%	-1.43%	65.42%
EMA	卖出	60	68	0.37%	-0.72%	52.94%	DPO	卖出	60	103	-0.23%	-0.06%	50.49%
KAMA	买入	3	61	0.16%	0.03%	52.46%	SAR	买入	3	154	0.13%	0.17%	53.90%
KAMA	买入	5	61	0.14%	0.15%	54.10%	SAR	买入	5	153	0.01%	0.13%	50.98%
KAMA	买入	10	61	0.16%	0.39%	52.46%	SAR	买入	10	153	0.44%	0.43%	56.21%
KAMA	买入	20	61	-0.21%	-0.22%	45.90%	SAR	买入	20	153	0.52%	0.49%	52.29%
KAMA	买入	30	60	0.01%	0.78%	51.67%	SAR	买入	30	152	0.28%	-0.52%	46.71%
KAMA	买入	60	60	1.30%	-1.64%	46.67%	SAR	买入	60	151	1.06%	0.56%	50.99%
KAMA	卖出	3	61	-0.24%	-0.02%	52.46%	SAR	卖出	3	153	-0.67%	-0.68%	61.44%
KAMA	卖出	5	61	-0.72%	-0.82%	68.85%	SAR	卖出	5	153	-0.78%	-0.75%	61.44%
KAMA	卖出	10	61	-0.67%	-0.38%	55.74%	SAR	卖出	10	153	-0.48%	-0.47%	56.86%
KAMA	卖出	20	60	-0.56%	-0.76%	56.67%	SAR	卖出	20	152	-0.67%	-0.46%	51.97%
KAMA	卖出	30	60	-0.57%	-0.50%	53.33%	SAR	卖出	30	152	-0.53%	-1.06%	55.26%
KAMA	卖出	60	60	-0.64%	-1.68%	56.67%	SAR	卖出	60	151	-0.20%	-1.53%	56.29%
MACD	买入	3	123	0.16%	0.04%	51.22%	MOM	买入	3	230	0.05%	0.00%	50.00%
MACD	买入	5	123	0.10%	0.11%	52.03%	MOM	买入	5	230	-0.01%	0.04%	50.87%
MACD	买入	10	123	0.21%	0.11%	52.03%	MOM	买入	10	230	0.01%	0.27%	53.48%
MACD	买入	20	123	0.33%	0.28%	52.03%	MOM	买入	20	230	0.30%	0.80%	52.61%
MACD	买入	30	122	0.75%	0.63%	53.28%	MOM	买入	30	229	0.19%	0.13%	51.09%
MACD	买入	60	121	2.02%	0.70%	52.89%	MOM	买入	60	226	1.38%	1.21%	54.42%
MACD	卖出	3	123	-0.81%	-0.69%	68.29%	MOM	卖出	3	230	-1.19%	-0.99%	70.00%
MACD	卖出	5	123	-0.83%	-0.72%	59.35%	MOM	卖出	5	230	-1.22%	-1.25%	66.96%
MACD	卖出	10	123	-0.93%	-0.94%	56.91%	MOM	卖出	10	230	-1.02%	-0.65%	56.96%
MACD	卖出	20	122	-0.02%	-0.87%	59.02%	MOM	卖出	20	229	-0.83%	-0.63%	54.59%
MACD	卖出	30	122	-0.26%	-0.03%	50.00%	MOM	卖出	30	229	-0.94%	-0.93%	55.90%
MACD	卖出	60	121	-0.47%	-0.66%	55.37%	MOM	卖出	60	226	0.08%	-0.43%	51.33%
AROON	买入	3	61	0.35%	0.34%	59.02%	BIAS	买入	3	15	0.18%	0.21%	60.00%
AROON	买入	5	61	0.67%	0.32%	60.66%	BIAS	买入	5	15	1.13%	0.46%	53.33%
AROON	买入	10	61	0.89%	1.03%	63.93%	BIAS	买入	10	15	2.07%	0.99%	60.00%
AROON	买入	20	61	1.16%	0.94%	59.02%	BIAS	买入	20	15	4.13%	3.30%	60.00%
AROON	买入	30	60	0.86%	0.97%	55.00%	BIAS	买入	30	15	4.22%	1.71%	60.00%
AROON	买入	60	59	2.67%	1.65%	57.63%	BIAS	买入	60	15	4.32%	-0.76%	46.67%
AROON	卖出	3	61	-0.01%	-0.30%	59.02%	BIAS	卖出	3	14	-1.33%	-2.43%	57.14%
AROON	卖出	5	61	-0.91%	-0.35%	54.10%	BIAS	卖出	5	14	-1.68%	-1.29%	64.29%
AROON	卖出	10	61	-0.22%	-0.85%	57.38%	BIAS	卖出	10	14	-2.70%	-1.56%	64.29%
AROON	卖出	20	60	-0.46%	-1.17%	63.33%	BIAS	卖出	20	14	-3.21%	-2.62%	71.43%
AROON	卖出	30	59	-0.99%	-1.17%	54.24%	BIAS	卖出	30	14	-2.83%	-2.85%	71.43%
AROON	卖出	60	59	-0.07%	-0.87%	50.85%	BIAS	卖出	60	14	-3.50%	-4.28%	78.57%

数据来源：东北证券，Wind



表 37: 技术指标的有效性 (续 1)

技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率	技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率
RSI	买入	3	14	-0.31%	-0.34%	42.86%	CMO	买入	3	137	0.05%	0.13%	51.09%
RSI	买入	5	14	0.54%	0.39%	64.29%	CMO	买入	5	137	0.06%	0.08%	53.28%
RSI	买入	10	14	0.08%	-0.23%	50.00%	CMO	买入	10	137	0.05%	-0.06%	48.91%
RSI	买入	20	14	-1.88%	-2.18%	35.71%	CMO	买入	20	137	0.47%	0.44%	51.82%
RSI	买入	30	14	-1.41%	-1.22%	28.57%	CMO	买入	30	136	0.71%	0.84%	54.41%
RSI	买入	60	14	-2.41%	-1.56%	35.71%	CMO	买入	60	133	2.31%	1.60%	59.40%
RSI	卖出	3	13	0.24%	0.07%	46.15%	CMO	卖出	3	137	-1.06%	-0.80%	65.69%
RSI	卖出	5	13	0.46%	-0.23%	61.54%	CMO	卖出	5	137	-1.09%	-0.89%	63.50%
RSI	卖出	10	13	1.82%	0.11%	46.15%	CMO	卖出	10	137	-1.31%	-0.91%	61.31%
RSI	卖出	20	13	0.42%	-1.06%	61.54%	CMO	卖出	20	136	-0.97%	-0.82%	63.24%
RSI	卖出	30	13	1.23%	1.56%	46.15%	CMO	卖出	30	136	-0.47%	0.31%	49.26%
RSI	卖出	60	13	-1.81%	-0.19%	53.85%	CMO	卖出	60	133	0.72%	1.12%	45.11%
ROC	买入	3	157	0.33%	0.38%	56.69%	UO	买入	3	35	0.26%	0.67%	60.00%
ROC	买入	5	157	0.43%	0.45%	60.51%	UO	买入	5	35	0.95%	1.08%	62.86%
ROC	买入	10	157	0.10%	0.17%	53.50%	UO	买入	10	35	2.32%	1.94%	65.71%
ROC	买入	20	156	0.51%	0.44%	51.92%	UO	买入	20	35	2.28%	1.07%	65.71%
ROC	买入	30	155	0.61%	0.47%	51.61%	UO	买入	30	35	2.21%	2.09%	65.71%
ROC	买入	60	150	2.25%	1.50%	57.33%	UO	买入	60	35	4.71%	2.18%	54.29%
ROC	卖出	3	157	-0.58%	-0.51%	60.51%	UO	卖出	3	35	-0.66%	-0.81%	62.86%
ROC	卖出	5	157	-0.66%	-0.44%	57.32%	UO	卖出	5	35	-0.76%	-0.75%	57.14%
ROC	卖出	10	157	-0.89%	-0.43%	57.32%	UO	卖出	10	35	-1.43%	-0.46%	51.43%
ROC	卖出	20	155	-1.07%	-1.07%	58.71%	UO	卖出	20	35	-0.85%	-0.18%	51.43%
ROC	卖出	30	155	-0.68%	-0.72%	54.84%	UO	卖出	30	35	0.05%	-0.72%	51.43%
ROC	卖出	60	150	0.94%	0.59%	48.00%	UO	卖出	60	35	0.88%	-1.99%	60.00%
KDJ	买入	3	18	-0.41%	-0.20%	44.44%	TRIX	买入	3	68	-0.28%	-0.36%	44.12%
KDJ	买入	5	18	-1.16%	-0.62%	38.89%	TRIX	买入	5	68	-0.10%	0.13%	52.94%
KDJ	买入	10	18	-1.19%	-0.65%	38.89%	TRIX	买入	10	68	-0.12%	0.45%	52.94%
KDJ	买入	20	18	-1.21%	-1.77%	33.33%	TRIX	买入	20	68	0.26%	0.35%	52.94%
KDJ	买入	30	18	-1.07%	-1.17%	38.89%	TRIX	买入	30	68	-0.17%	-1.01%	45.59%
KDJ	买入	60	18	-3.36%	-2.70%	22.22%	TRIX	买入	60	67	1.29%	-1.30%	46.27%
KDJ	卖出	3	17	-0.86%	-0.87%	82.35%	TRIX	卖出	3	68	-0.89%	-0.55%	55.88%
KDJ	卖出	5	17	-0.51%	0.06%	47.06%	TRIX	卖出	5	68	-0.83%	-0.32%	60.29%
KDJ	卖出	10	17	-1.33%	-1.94%	76.47%	TRIX	卖出	10	68	-1.07%	-0.55%	52.94%
KDJ	卖出	20	17	-0.13%	-1.45%	58.82%	TRIX	卖出	20	67	-1.70%	-1.68%	65.67%
KDJ	卖出	30	17	-0.83%	-2.53%	64.71%	TRIX	卖出	30	67	-0.84%	-1.40%	55.22%
KDJ	卖出	60	17	-2.35%	-5.79%	76.47%	TRIX	卖出	60	67	-0.61%	-1.58%	59.70%
WR	买入	3	183	0.41%	0.38%	58.47%	POS	买入	3	78	0.62%	0.30%	57.69%
WR	买入	5	183	0.48%	0.57%	56.28%	POS	买入	5	78	0.36%	0.02%	51.28%
WR	买入	10	183	0.39%	0.44%	54.10%	POS	买入	10	78	0.80%	0.94%	62.82%
WR	买入	20	182	0.20%	0.25%	51.65%	POS	买入	20	78	1.24%	0.60%	53.85%
WR	买入	30	182	0.04%	0.25%	51.10%	POS	买入	30	77	0.57%	0.17%	50.65%
WR	买入	60	178	0.90%	0.18%	50.00%	POS	买入	60	76	1.41%	0.52%	51.32%
WR	卖出	3	182	1.44%	1.21%	26.37%	POS	卖出	3	78	-1.25%	-0.98%	73.08%
WR	卖出	5	182	1.32%	1.15%	32.97%	POS	卖出	5	78	-1.74%	-1.43%	74.36%
WR	卖出	10	182	1.52%	1.41%	34.62%	POS	卖出	10	78	-1.74%	-0.74%	57.69%
WR	卖出	20	182	1.51%	1.67%	41.76%	POS	卖出	20	77	-2.38%	-1.84%	62.34%
WR	卖出	30	181	1.33%	1.05%	41.44%	POS	卖出	30	77	-1.50%	0.39%	49.35%
WR	卖出	60	178	1.95%	1.07%	46.63%	POS	卖出	60	76	-1.52%	-2.41%	59.21%
CCI	买入	3	78	0.20%	-0.08%	47.44%	ATR	买入	3	36	-0.14%	-0.28%	41.67%
CCI	买入	5	78	0.02%	-0.06%	50.00%	ATR	买入	5	36	-0.41%	-0.31%	44.44%
CCI	买入	10	78	0.04%	0.65%	56.41%	ATR	买入	10	36	-0.16%	0.11%	50.00%
CCI	买入	20	78	0.52%	0.75%	55.13%	ATR	买入	20	36	0.40%	0.39%	55.56%
CCI	买入	30	77	0.27%	0.65%	53.25%	ATR	买入	30	36	0.99%	1.09%	58.33%
CCI	买入	60	76	0.69%	-0.20%	47.37%	ATR	买入	60	35	1.33%	-2.38%	40.00%
CCI	卖出	3	78	-1.46%	-1.30%	75.64%	ATR	卖出	3	36	-2.07%	-1.54%	83.33%
CCI	卖出	5	78	-1.46%	-1.22%	67.95%	ATR	卖出	5	36	-2.06%	-1.40%	72.22%
CCI	卖出	10	78	-1.30%	-0.89%	56.41%	ATR	卖出	10	36	-2.80%	-1.62%	66.67%
CCI	卖出	20	77	-1.53%	-0.84%	54.55%	ATR	卖出	20	35	-2.96%	-2.19%	62.86%
CCI	卖出	30	77	-1.14%	-1.57%	55.84%	ATR	卖出	30	35	-3.04%	-4.01%	68.57%
CCI	卖出	60	76	-1.60%	-1.76%	59.21%	ATR	卖出	60	35	-2.62%	-3.89%	65.71%

数据来源：东北证券，Wind



表 38：技术指标的有效性（续 3）

技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率	技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率
BBANDS	买入	3	30	0.14%	0.09%	53.33%	UDVD	买入	3	135	0.37%	0.22%	55.56%
BBANDS	买入	5	30	0.25%	0.08%	53.33%	UDVD	买入	5	135	0.31%	0.21%	56.30%
BBANDS	买入	10	30	0.34%	0.39%	53.33%	UDVD	买入	10	135	0.69%	0.75%	55.56%
BBANDS	买入	20	30	2.10%	0.58%	56.67%	UDVD	买入	20	135	0.40%	0.62%	51.85%
BBANDS	买入	30	30	2.17%	2.11%	60.00%	UDVD	买入	30	134	0.51%	0.76%	58.21%
BBANDS	买入	60	29	1.35%	-1.83%	44.83%	UDVD	买入	60	133	2.18%	0.40%	52.63%
BBANDS	卖出	3	30	-1.61%	-1.07%	73.33%	UDVD	卖出	3	135	-1.36%	-1.01%	74.07%
BBANDS	卖出	5	30	-1.64%	-1.18%	66.67%	UDVD	卖出	5	135	-1.20%	-0.68%	67.41%
BBANDS	卖出	10	29	-3.14%	-2.50%	68.97%	UDVD	卖出	10	134	-1.24%	-1.00%	62.69%
BBANDS	卖出	20	29	-2.79%	-1.53%	68.97%	UDVD	卖出	20	134	-1.37%	-0.58%	56.72%
BBANDS	卖出	30	29	-2.17%	-3.19%	62.07%	UDVD	卖出	30	134	-1.06%	0.73%	54.48%
BBANDS	卖出	60	29	-2.32%	-3.08%	65.52%	UDVD	卖出	60	133	0.33%	0.98%	55.64%
DC	买入	3	38	0.20%	0.03%	52.63%	AD	买入	3	62	0.26%	-0.36%	45.16%
DC	买入	5	38	0.39%	0.08%	55.26%	AD	买入	5	62	0.40%	-0.63%	40.32%
DC	买入	10	38	0.46%	1.03%	65.79%	AD	买入	10	62	0.26%	0.13%	51.61%
DC	买入	20	38	0.93%	0.41%	52.63%	AD	买入	20	62	0.31%	-0.31%	48.39%
DC	买入	30	37	1.20%	1.12%	54.05%	AD	买入	30	61	0.27%	-0.01%	49.18%
DC	买入	60	37	2.48%	-1.22%	43.24%	AD	买入	60	61	1.04%	-0.34%	47.54%
DC	卖出	3	38	-1.29%	-1.55%	81.58%	AD	卖出	3	62	-1.12%	-1.01%	74.19%
DC	卖出	5	38	-1.81%	-1.51%	78.95%	AD	卖出	5	62	-1.69%	-1.20%	79.03%
DC	卖出	10	37	-2.36%	-1.93%	72.97%	AD	卖出	10	62	-2.20%	-1.16%	66.13%
DC	卖出	20	37	-2.30%	-1.31%	56.76%	AD	卖出	20	61	-2.18%	-1.37%	63.93%
DC	卖出	30	37	-1.56%	-2.13%	54.05%	AD	卖出	30	61	-2.01%	-3.19%	62.30%
DC	卖出	60	37	-0.38%	-2.45%	59.46%	AD	卖出	60	61	-1.16%	-1.21%	54.10%
ACCBANDS	买入	3	28	-0.39%	-0.66%	42.86%	OBV	买入	3	96	-0.23%	-0.11%	44.79%
ACCBANDS	买入	5	28	-0.34%	0.08%	57.14%	OBV	买入	5	96	-0.06%	0.10%	52.08%
ACCBANDS	买入	10	28	-1.03%	-0.19%	42.86%	OBV	买入	10	96	0.25%	0.48%	55.21%
ACCBANDS	买入	20	28	-0.70%	-0.79%	42.86%	OBV	买入	20	95	0.92%	0.50%	58.95%
ACCBANDS	买入	30	27	-0.76%	-0.69%	48.15%	OBV	买入	30	95	0.52%	0.70%	53.68%
ACCBANDS	买入	60	27	-1.68%	-3.20%	29.63%	OBV	买入	60	94	1.43%	1.01%	53.19%
ACCBANDS	卖出	3	28	-2.07%	-1.86%	82.14%	OBV	卖出	3	96	-0.21%	-0.23%	54.17%
ACCBANDS	卖出	5	28	-2.13%	-2.48%	78.57%	OBV	卖出	5	96	-0.24%	-0.15%	55.21%
ACCBANDS	卖出	10	28	-3.27%	-2.53%	78.57%	OBV	卖出	10	96	-0.25%	0.73%	52.08%
ACCBANDS	卖出	20	27	-3.74%	-2.61%	70.37%	OBV	卖出	20	95	-0.11%	-0.65%	55.79%
ACCBANDS	卖出	30	27	-4.05%	-4.05%	70.37%	OBV	卖出	30	95	-0.44%	0.57%	44.21%
ACCBANDS	卖出	60	27	-5.20%	-3.86%	74.07%	OBV	卖出	60	94	0.89%	-0.18%	51.06%
MASSI	买入	3	8	0.51%	0.54%	75.00%	MFI	买入	3	9	0.23%	0.31%	66.67%
MASSI	买入	5	8	0.60%	0.93%	75.00%	MFI	买入	5	8	-1.18%	-0.19%	50.00%
MASSI	买入	10	8	0.83%	0.63%	62.50%	MFI	买入	10	8	-1.57%	-1.58%	50.00%
MASSI	买入	20	8	0.08%	-0.34%	37.50%	MFI	买入	20	8	-1.83%	-2.94%	25.00%
MASSI	买入	30	8	0.41%	0.19%	50.00%	MFI	买入	30	8	-2.37%	-2.91%	25.00%
MASSI	买入	60	8	4.77%	5.23%	75.00%	MFI	买入	60	8	-1.03%	-3.11%	37.50%
MASSI	卖出	3	8	-0.53%	-0.10%	50.00%	MFI	卖出	3	8	0.01%	-0.05%	50.00%
MASSI	卖出	5	8	-1.78%	-0.47%	50.00%	MFI	卖出	5	8	1.26%	0.82%	37.50%
MASSI	卖出	10	8	-1.08%	0.27%	50.00%	MFI	卖出	10	8	1.68%	1.52%	25.00%
MASSI	卖出	20	8	-1.89%	-2.36%	75.00%	MFI	卖出	20	8	3.03%	2.61%	37.50%
MASSI	卖出	30	8	-4.07%	-4.45%	75.00%	MFI	卖出	30	8	3.95%	5.10%	25.00%
MASSI	卖出	60	8	-3.68%	-2.94%	62.50%	MFI	卖出	60	8	3.32%	2.66%	37.50%
RVI	买入	3	29	0.49%	0.19%	55.17%	EOM	买入	3	234	0.19%	0.07%	51.71%
RVI	买入	5	29	0.62%	0.66%	55.17%	EOM	买入	5	234	0.23%	0.16%	52.99%
RVI	买入	10	29	0.47%	0.61%	55.17%	EOM	买入	10	234	0.48%	0.58%	57.69%
RVI	买入	20	29	0.16%	0.82%	58.62%	EOM	买入	20	233	0.68%	0.44%	53.22%
RVI	买入	30	29	1.10%	1.92%	62.07%	EOM	买入	30	232	0.49%	0.33%	52.16%
RVI	买入	60	29	0.42%	0.46%	55.17%	EOM	买入	60	228	2.25%	1.21%	56.58%
RVI	卖出	3	28	0.91%	0.74%	25.00%	EOM	卖出	3	233	0.02%	-0.21%	53.22%
RVI	卖出	5	28	1.07%	0.73%	21.43%	EOM	卖出	5	233	0.09%	0.01%	49.79%
RVI	卖出	10	28	1.89%	1.63%	28.57%	EOM	卖出	10	233	0.28%	0.51%	46.35%
RVI	卖出	20	28	2.13%	1.86%	39.29%	EOM	卖出	20	232	0.53%	0.45%	47.41%
RVI	卖出	30	28	1.61%	0.88%	46.43%	EOM	卖出	30	231	0.45%	0.30%	48.92%
RVI	卖出	60	28	1.97%	-0.15%	50.00%	EOM	卖出	60	227	2.20%	1.23%	44.05%

数据来源：东北证券，Wind

表 39：技术指标的有效性（续 4）

技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率	技术指标	买卖方向	N日后	次数	平均收益率	收益率中位数	胜率
MAAMT	买入	3	355	0.24%	0.22%	52.96%	FI	买入	3	227	0.11%	0.18%	54.19%
MAAMT	买入	5	354	0.26%	0.13%	53.67%	FI	买入	5	226	-0.07%	-0.10%	48.23%
MAAMT	买入	10	354	0.31%	0.34%	53.95%	FI	买入	10	226	-0.09%	0.13%	53.10%
MAAMT	买入	20	354	0.40%	0.15%	51.41%	FI	买入	20	226	0.29%	0.23%	51.33%
MAAMT	买入	30	351	0.38%	0.24%	51.28%	FI	买入	30	225	-0.11%	-0.36%	47.11%
MAAMT	买入	60	348	1.04%	0.46%	52.30%	FI	买入	60	221	0.55%	-0.02%	49.77%
MAAMT	卖出	3	354	-0.19%	-0.36%	57.06%	FI	卖出	3	226	-1.45%	-1.29%	77.88%
MAAMT	卖出	5	354	-0.20%	-0.33%	54.24%	FI	卖出	5	226	-1.45%	-1.26%	68.14%
MAAMT	卖出	10	354	-0.13%	0.01%	50.00%	FI	卖出	10	226	-1.44%	-1.14%	61.95%
MAAMT	卖出	20	353	-0.08%	-0.20%	51.56%	FI	卖出	20	225	-1.38%	-1.32%	61.78%
MAAMT	卖出	30	351	-0.23%	-0.11%	51.28%	FI	卖出	30	225	-1.59%	-1.27%	60.44%
MAAMT	卖出	60	348	0.40%	0.10%	49.43%	FI	卖出	60	221	-0.95%	-1.69%	57.47%

数据来源：东北证券，Wind

研究团队简介：

王琦：帝国理工学院数学与金融荣誉硕士，南开大学统计学学士。2021 年加入东北证券上海证券研究咨询分公司任金融工程首席分析师，研究方向为金融工程。曾任职于兴业财富资产管理有限公司，任 FOF 投资经理。

贾英：伦敦大学学院金融数学硕士，厦门大学数学与应用数学本科。2022 年加入东北证券，研究方向为因子选股，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程组研究助理。

张栋梁：复旦大学金融硕士，南京大学金融学本科。2022 年加入东北证券，研究方向为因子选股，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程研究助理。

王国鑫：伦敦国王学院金融数学荣誉硕士，武汉大学金融学本科。2023 年加入东北证券，研究方向为量化择时、行业轮动，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程组研究人员。

江雨航：加州大学洛杉矶分校金融工程硕士，南开大学理学/经济学学士。2023 年加入东北证券，研究方向为量化固收策略，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程组研究人员。

田靖航：北京大学金融硕士，上海财经大学经济学学士。2023 年加入东北证券，研究方向为基金研究，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程组研究人员。

刘昱亨：北京大学计算机硕士，北京航空航天大学工学学士。2023 年加入东北证券，研究方向为机器学习与衍生品量化研究，现任东北证券上海证券研究咨询分公司金融工程组研究人员。

分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，并在中国证券业协会注册登记为证券分析师。本报告遵循合规、客观、专业、审慎的制作原则，所采用数据、资料的来源合法合规，文字阐述反映了作者的真实观点，报告结论未受任何第三方的授意或影响，特此声明。

投资评级说明

股票 投资 评级 说明	买入	未来 6 个月内，股价涨幅超越市场基准 15%以上。	投资评级中所涉及的市场基准： A 股市场以沪深 300 指数为市场基准， 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）为市场基准；香港市场以摩根士 丹利中国指数为市场基准；美国市场以 纳斯达克综合指数或标普 500 指数为市 场基准。
	增持	未来 6 个月内，股价涨幅超越市场基准 5%至 15%之间。	
	中性	未来 6 个月内，股价涨幅介于市场基准-5%至 5%之间。	
	减持	未来 6 个月内，股价涨幅落后市场基准 5%至 15%之间。	
	卖出	未来 6 个月内，股价涨幅落后市场基准 15%以上。	
行业 投资 评级 说明	优于大势	未来 6 个月内，行业指数的收益超越市场基准。	
	同步大势	未来 6 个月内，行业指数的收益与市场基准持平。	
	落后大势	未来 6 个月内，行业指数的收益落后于市场基准。	

重要声明

本报告由东北证券股份有限公司（以下称“本公司”）制作并仅向本公司客户发布，本公司不会因任何机构或个人接收到本报告而视其为本公司的当然客户。

本公司具有中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。

本报告中的信息均来源于公开资料，本公司对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。报告中的内容和意见仅反映本公司于发布本报告当日的判断，不保证所包含的内容和意见不发生变化。

本报告仅供参考，并不构成对所述证券买卖的出价或征价。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的证券买卖建议。本公司及其雇员不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，在任何情况下，我公司及其雇员对任何人使用本报告及其内容所引发的任何直接或间接损失概不负责。

本公司或其关联机构可能会持有本报告中涉及到的公司所发行的证券头寸并进行交易，并在法律许可的情况下不进行披露；可能为这些公司提供或争取提供投资银行业务、财务顾问等相关服务。

本报告版权归本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、发表或引用。如征得本公司同意进行引用、刊发的，须在本公司允许的范围内使用，并注明本报告的发布人和发布日期，提示使用本报告的风险。

若本公司客户（以下称“该客户”）向第三方发送本报告，则由该客户独自为此发送行为负责。提醒通过此途径获得本报告的投资者注意，本公司不对通过此种途径获得本报告所引起的任何损失承担任何责任。

东北证券股份有限公司

网址：<http://www.nesc.cn> 电话：95360,400-600-0686 研究所公众号：dbzqyanjiusuo

地址	邮编
中国吉林省长春市生态大街 6666 号	130119
中国北京市西城区锦什坊街 28 号恒奥中心 D 座	100033
中国上海市浦东新区杨高南路 799 号	200127
中国深圳市福田区福中三路 1006 号诺德中心 34D	518038
中国广东省广州市天河区冼村街道黄埔大道西 122 号之二星辉中心 15 楼	510630

