

量化专题报告

因子择时的三个标尺：因子动量、因子离散度与因子拥挤度

内生变量因子择时方法，在海外也叫做“因子的因子”方法。本篇报告我们将系统性地给出因子择时的三个重要标尺：因子动量、因子离散度与因子拥挤度。三个指标有着各自独特的因子选择能力，三者之间又可以形成非常强的互补。在最终的融合策略中我们可以看到，融合三个指标的信息后，因子配置策略将会有质的改变。

因子动量需要区分横截面动量和时间序列动量。从时间序列动量效应来看，因子表现具有短期动量、长期反转的特征，其中 12 个月的动量效应最强，48 个月的反转效应最强。从横截面动量效应来看，因子具有显著的短期和长期横截面动量效应。当滚动窗口为 12 个月时，时序动量效应和横截面动量效应恰好达到了最佳的平衡。

因子离散度的核心逻辑是资产定价在极度无效后会出现均值回复。因子离散度的定义是截面上因子多空两端的因子绝对值差异，如估值差、市场差和涨跌幅差等。高离散度的因子在未来一段时间将具备更好的收益区分能力同时也能带来更高的信息比率。基于因子离散度的因子配置策略能大幅降低组合的回撤，提高组合的胜率。

因子拥挤度策略通过回避高拥挤的危险因子来获取超额收益。海外的因子拥挤模型在国内存在明显的水土不服问题，因此我们基于交易数据构建了国盛金工的因子拥挤度模型。从结果来看，因子拥挤度识别“差因子”的能力强于识别“好因子”的能力。高拥挤度的因子在未来一段时间将拥有更低的信息比率以及更高的下行风险。

基于信号融合的动态因子策略表现优异。因子动量、因子离散度和因子拥挤度三者之间存在微弱的负相关性，因此三个指标具有很大的信号融合潜力。作为比较对象的因子等权策略，年化超额收益为 11.8%，相对最大回撤为 15.3%，相对胜率为 68%，信息比率为 1.95。而基于信号融合的动态因子策略，年化超额收益为 17%，相对最大回撤为 9.4%，相对胜率为 74.2%，信息比率高达 2.98，策略各方面表现均得到了大幅的提升。

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 林志朋

执业证书编号：S0680518100004

邮箱：linzhipeng@gszq.com

分析师 刘富兵

执业证书编号：S0680518030007

邮箱：liufubing@gszq.com

相关研究

- 1、《量化周报：市场大概率还有一波上冲》2019-03-10
- 2、《量化专题报告：多因子系列之三：因子空头问题及其“顶端”优化》2019-03-04
- 3、《量化周报：市场仍将震荡上行》2019-03-03
- 4、《量化专题报告：因子择时系列之一：风险溢价时钟视角下的攻守因子配置》2019-02-25
- 5、《量化周报：言顶尚早，市场未到减仓时》2019-02-24



内容目录

一、引言	5
二、Factor of Factor: 从海外研究说起	6
2.1 Research Affiliate	6
2.2 J.P.Morgan	7
2.3 FactorResearch	7
2.4 MSCI	8
2.5 BlackRock	9
三、因子动量	10
3.1 因子测算说明	10
3.2 横截面因子动量	11
3.3 时序因子动量+横截面因子动量	12
3.4 因子收益的时间序列特征	13
3.5 基于因子动量的因子配置策略	16
四、因子离散度	17
4.1 从 PB-ROE 模型谈起	17
4.2 如何计算因子离散度?	18
4.3 因子离散度与因子未来表现	18
4.4 基于因子离散度的因子配置策略	21
五、因子拥挤度	22
5.1 如何定义因子拥挤度?	22
5.2 因子拥挤度与因子未来表现	23
5.3 基于因子拥挤度的因子配置策略	26
六、信号融合与动态因子策略	27
6.1 三个指标的相关性	27
6.2 融合思路 1: Bottom-Up	27
6.3 融合思路 2: Top-Down	28
6.4 不同策略换手率的差异	29
6.5 不同成分股约束的影响	29
6.6 融合策略的因子权重	30
七、总结与展望	31
参考文献	32
风险提示	32

图表目录

图表 1: 基于“利率-信用-波动率”的三因素模型	5
图表 2: 基于“股息率-国债收益率”的风险溢价时钟	5
图表 3: Research Affiliate 的因子收益预测模型	6
图表 4: FactorResearch 用五个指标定义因子拥挤度	8
图表 5: FactorResearch 的因子拥挤模型效果	8
图表 6: MSCI 的“Factor of Factor”探索	8
图表 7: MSCI 的因子拥挤模型效果	8
图表 8: MSCI 的因子动量模型效果	8
图表 9: BlackRock 因子择时方法的效果 1	9
图表 10: BlackRock 因子择时方法的效果 2	9
图表 11: 测算因子列表	10
图表 12: 横截面因子动量对超额收益的影响	11
图表 13: 横截面因子动量对最大回撤的影响	11
图表 14: 横截面因子动量对信息比率的影响	12
图表 15: 横截面因子动量对 Calmar 比率的影响	12
图表 16: 混合因子动量对超额收益的影响	12
图表 17: 混合因子动量对最大回撤的影响	12
图表 18: 混合因子动量对信息比率的影响	13
图表 19: 混合因子动量对 Calmar 比率的影响	13
图表 20: 因子收益的时序动量特征	14
图表 21: 因子收益的横截面动量特征	14
图表 22: 混合因子动量效应与参数设置	15
图表 23: 因子收益的周期性波动特征	15
图表 24: 基于因子动量的因子配置策略净值表现	16
图表 25: 基于因子动量的因子配置策略综合表现	16
图表 26: PB-ROE 模型的启示: 因子离散度影响因子表现	17
图表 27: 因子离散度计算流程: 以 BP 离散度计算为例	18
图表 28: BP 因子表现与因子离散度	19
图表 29: BP 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关	19
图表 30: 规模因子表现与因子离散度	19
图表 31: 规模因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关	19
图表 32: 低波因子表现与因子离散度	19
图表 33: 低波因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关	19
图表 34: Res_Alpha 因子表现与因子离散度	20
图表 35: Res_Alpha 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关	20
图表 36: CurrentRatio 因子表现与因子离散度	20
图表 37: CurrentRatio 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关	20
图表 38: 因子离散度分组下的 ICIR 差异	20
图表 39: 因子离散度分组下的信息比率差异	20
图表 40: 基于因子离散度的因子配置策略净值表现	21
图表 41: 基于因子离散度的因子配置策略综合表现	21
图表 42: 海外因子拥挤模型的思考	22
图表 43: 国盛金工因子拥挤度模型	22

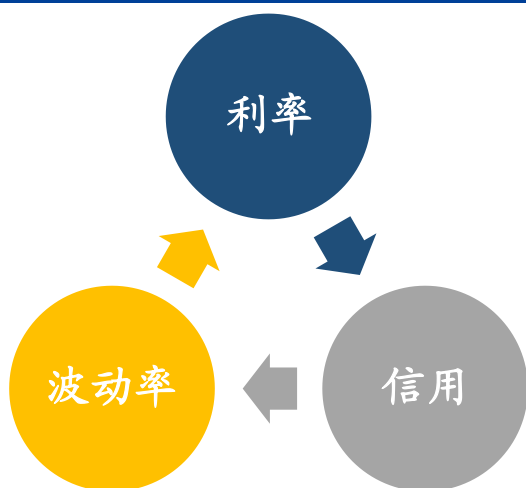
图表 44: 因子表现与因子拥挤度序列.....	23
图表 45: ROE 因子表现与因子拥挤度.....	23
图表 46: ROE 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关.....	23
图表 47: Sale_Growth 因子表现与因子拥挤度.....	24
图表 48: Sale_Growth 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关.....	24
图表 49: 规模因子表现与因子拥挤度.....	24
图表 50: 规模因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关.....	24
图表 51: CurrentRatio 因子表现与因子拥挤度.....	24
图表 52: CurrentRatio 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关.....	24
图表 53: EP 因子表现与因子拥挤度.....	25
图表 54: EP 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关.....	25
图表 55: 因子拥挤度分组下的 ICIR 差异.....	25
图表 56: 因子拥挤度分组下的信息比率差异.....	25
图表 57: 基于因子拥挤度的因子配置策略净值表现.....	26
图表 58: 基于因子拥挤度的因子配置策略综合表现.....	26
图表 59: 三指标的相关性.....	27
图表 60: Bottom-Up 融合策略的净值表现.....	27
图表 61: Bottom-Up 融合策略综合表现.....	28
图表 62: Top-Down 融合策略净值表现.....	28
图表 63: Top-Down 融合策略综合表现.....	28
图表 64: 不同因子配置策略的月度双边换手率.....	29
图表 65: 不同成分股约束下的年化超额收益差异.....	29
图表 66: 不同成分股约束下的信息比率差异.....	29
图表 67: 信号融合策略的因子逐年权重.....	30

一、引言

如果说如何判断市场风险是绝对收益策略面临的终极问题的话，那么，怎样判断市场风格和因子的轮动就是属于量化多因子策略无法回避的一个问题。关于因子择时，思路虽然是多样的但是总结下来无非是两个大方向。

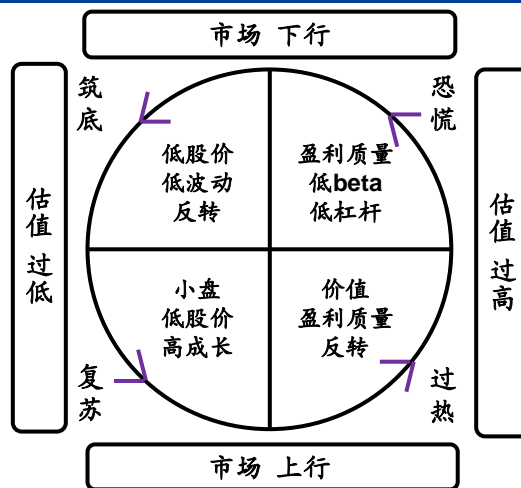
第一个大方向是通过寻找合适的“外生变量”来对因子进行择时。近几年，笔者在“外生变量”因子择时方面做了大量的研究，形成了一个逻辑相对自洽的框架。其核心想法是通过收益分解，将市场的盈利波动和估值波动进行分离，通过“利率-信用-波动率”三因素模型来捕捉盈利波动带来的因子轮动机会，通过基于“股息率-国债收益率”的风险溢价时钟来捕捉估值波动带来的因子轮动机会。

图表 1: 基于“利率-信用-波动率”的三因素模型



资料来源: 国盛证券研究所

图表 2: 基于“股息率-国债收益率”的风险溢价时钟



资料来源: 国盛证券研究所

第二个大方向则是通过“内生变量”的方式来进行因子择时。在海外这种因子择时方法又叫做“Factor of Factor”，即“因子的因子”。两种方法对比的话，我们可以发现外生变量方法实际上是一对多的思路，好处是可以通过少数几个简单的变量就可以对市场风格有一个较好的大局把控，而内生变量方法则是多对多的思路，通过比较不同因子的差异化信息从而进行精细化的因子选择。实际上笔者曾在 2017 年初将 Asness(2000)的思路进行拓展，提出过一个叫因子 Spread 的内生指标（即本文的因子离散度），实证下来发现确实可以实现较理想的因子择时效果。

本篇报告我们将系统性地给出因子择时的三个重要标尺：因子动量、因子离散度以及因子拥挤度。每个指标都有着自身独特的因子选择能力，同时三者之间又可以形成非常强的互补，在最终的融合策略中我们可以看到在传统的因子动量配置方案中加入因子离散度和因子拥挤度的信息后，因子配置策略将会有质的改变。

二、Factor of Factor: 从海外研究说起

最近几年，海外机构在“Factor of Factor”方法上进行了丰富的讨论和研究，目前已经初步形成了类似于 strength-valuation-crowdness”的因子评价体系。下面我们将简单介绍海外机构在“Factor of Factor”方法上的研究结果。

2.1 Research Affiliate

锐联（Research Affiliate）的核心思路是通过因子的估值价差来对因子进行定价，它将因子的超额收益分解为结构性 Alpha 和定价 Alpha。基于这个理念，锐联的因子收益预测模型为：

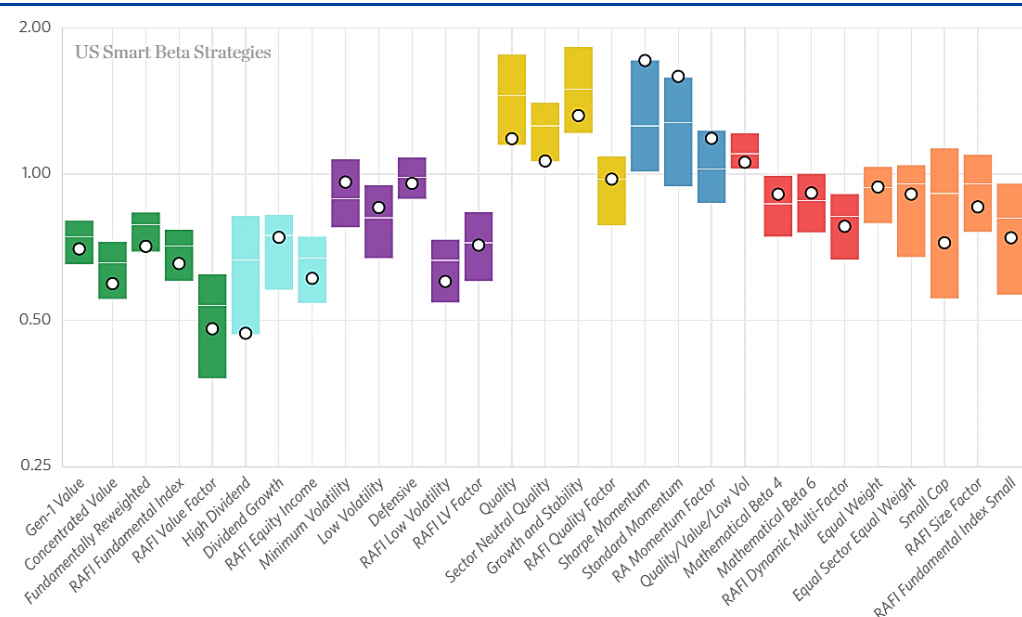
$$E(r) = \alpha_{struct} + \beta \times z(\ln(val ratio))$$

$$val ratio = \left[\left(\frac{PB_{long}}{PB_{short}} \right) \left(\frac{PS_{long}}{PS_{short}} \right) \left(\frac{PE_{long}}{PE_{short}} \right) \left(\frac{PDiv_{long}}{PDiv_{short}} \right) \right]^{1/4}$$

$$z(\ln(val ratio)) = \frac{\ln(val ratio) - avg \ln(val ratio)}{stdev \ln(val ratio)}$$

模型可以简单理解为，结构性 Alpha 就是当因子估值处于正常水平时，因子可以提供的超额收益，而定价 Alpha 就是当因子估值偏离正常水平所带来的异常超额收益。因此，在某个时点，只需要测算当前因子的估值价差在历史的分位数水平，我们就可以得到这个因子在未来一段时间的获取超额收益的能力。

图表 3: Research Affiliate 的因子收益预测模型



资料来源: Research Affiliate, 国盛证券研究所

2.2 J.P.Morgan

JP 摩根也曾按照估值价差的思路对因子进行择时，结果发现无论如何调整估值指标以及算法均无法实现特别有效的因子择时效果。在这种情况下，一个灵感出现了：既然原本用来选股票的估值指标现在都可以用来选因子了，那么传统用来选股票的其他指标是不是也具备选因子的能力呢？

沿着这个思路研究，JP 摩根提出了一种广义的“因子的因子”方法，下面我们以动量因子为选股因子，ROE 因子为评价因子为例：

- 1) 在某个时点，根据动量因子（或者其他选股因子）对股票进行排序并分为 10 组；
- 2) 计算动量因子排序第十组的平均 ROE（或者其他评价因子）以及动量因子排序第一组的平均 ROE；我们将第十组和第一组的 ROE 价差作为因子的吸引力指标；
- 3) 同理，对于任意一个选股因子，我们都可以得到这个选股因子的吸引力指标；
- 4) 横向比较不同选股因子的吸引力指标来进行因子择时和配置；

通过对 73 个因子的回测，JP 摩根发现最具有选因子能力的 12 个评价因子为：

- ❖ 1 month Price Momentum
- ❖ 6 month Price Momentum
- ❖ Beta
- ❖ Debt to Equity
- ❖ Composite Quality
- ❖ Composite Price Momentum(1-3-6 Mth)
- ❖ Forecast P/Cash Flow Ratio
- ❖ 10 Day Relative Strength
- ❖ Earnings Momentum (1 Month Change)
- ❖ Percent off 52 Week high
- ❖ Historical Earnings Yield
- ❖ Change in Analyst Recommendation

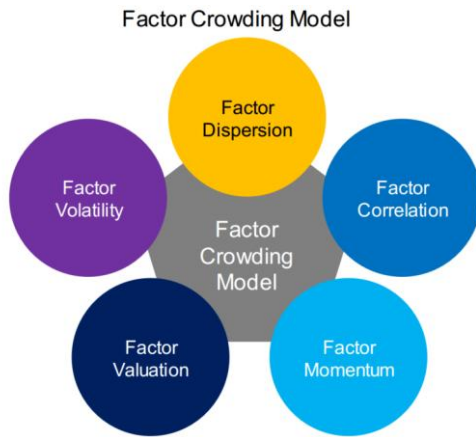
有意思的是，从上面的结果来看，JP 摩根认为动量价差的选因子能力明显强于估值价差的选因子能力，而这与锐联的模型假设形成明显的冲突。

2.3 FactorResearch

FactorResearch 用 Dispersion-Correlation-Momentum-Valuation-Volatility 来定义因子的拥挤度模型，每个指标都能较好地预测因子未来的回撤风险，拥挤度高的因子未来具有更高的回撤可能性。

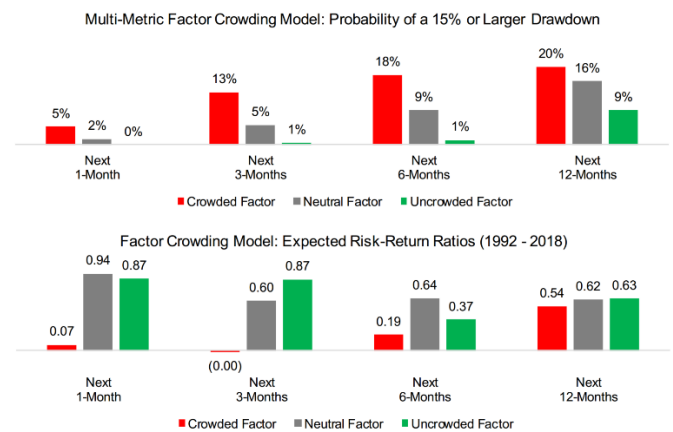
基于这五个指标，FactorResearch 合成出最终的因子拥挤度，并将因子拥挤度模型应用到价值、规模、动量、低波、质量、成长和股息率七大风格因子的择时上，发现因子拥挤度指标可以有效降低多因子投资的风险，提高多因子投资的超额收益。

图表 4: FactorResearch 用五个指标定义因子拥挤度



资料来源: FactorResearch, 国盛证券研究所

图表 5: FactorResearch 的因子拥挤模型效果



资料来源: FactorResearch, 国盛证券研究所

2.4 MSCI

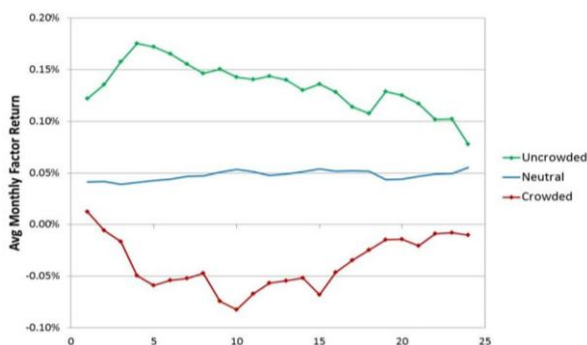
MSCI 分别定义了两个因子选择模型, 一个是因子拥挤模型, 由估值价差、卖空价差、配对相关性、因子波动率和因子长期反转五个指标融合构成; 另外一个因子短期动量模型, 即滚动选择过去一段时间表现较好的因子, 即认为过去表现好的因子在未来也可以持续获得超额收益。

图表 6: MSCI 的 “Factor of Factor” 探索

因子择时模型	具体指标	定义方式
因子拥挤模型	估值价差	选股因子 Top 组和 Bottom 组的估值差异
	卖空价差	选股因子 Top 组和 Bottom 组的卖空比率差异
	配对相关性	选股因子 Top 组或者 Bottom 组的股票的收益相关性
	因子波动率	因子组合相对于市场的超额波动率
因子动量模型	因子长期反转	因子过去 3 年的累计收益率
	因子动量	因子过去 1 个月、6 个月或者 12 个月的收益率

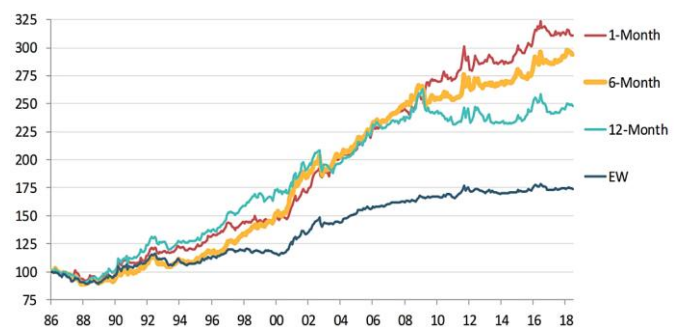
资料来源: MSCI, 国盛证券研究所

图表 7: MSCI 的因子拥挤模型效果



资料来源: MSCI, 国盛证券研究所

图表 8: MSCI 的因子动量模型效果



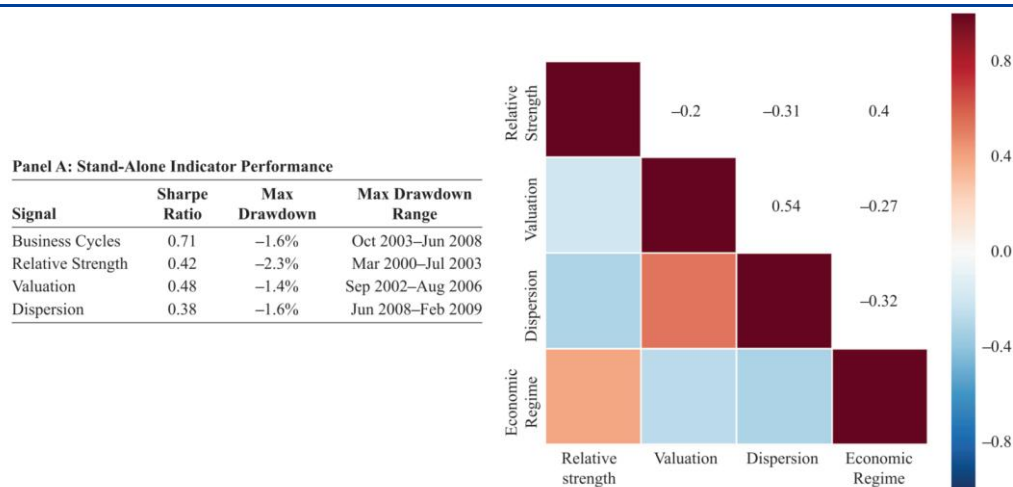
资料来源: MSCI, 国盛证券研究所

2.5 BlackRock

贝莱德 (BlackRock) 用 Relative Strength、Valuation 和 Dispersion 三个指标来选择因子，其中 Relative Strength 是指选择过去表现较好的因子，Valuation 是指选择当前截面估值便宜的因子，而 Dispersion 是指选择当前因子截面离散度足够大的因子。

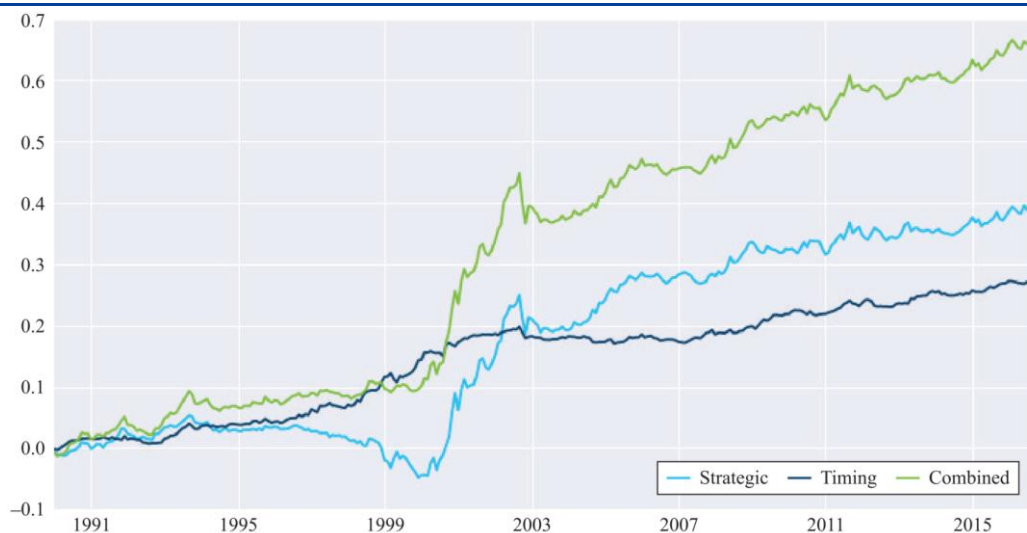
基于经济周期以及这三个指标，贝莱德 (BlackRock) 对动量因子、质量因子、规模因子、低波因子和价值因子进行了动态的配置，如果以因子等权组合为基准，动态因子配置策略的信息比率可达 0.88，相对最大回撤仅为 1.4%。

图表 9: BlackRock 因子择时方法的效果 1



资料来源: BlackRock, 国盛证券研究所

图表 10: BlackRock 因子择时方法的效果 2



资料来源: BlackRock, 国盛证券研究所

三、因子动量

在海外，因子的内生性择时方法有很多，但是这些指标在国内的适用性如何？这些数据在国内是否可以方便获取？这些问题都是我们在国内进行因子内生性择时研究的时候需要考虑的问题。

笔者在——尝试上述的海外方法后，总结出来三个在国内依然具有很强适用性的内生性择时指标，分别为：**因子动量、因子离散度和因子拥挤度**。下文我们将对这三个指标进行逐一测试。

3.1 因子测算说明

在进行一系列的因子测算之前，我们先简单介绍因子处理的一些基本规则：

- 1) 股票池：剔除上市不足一年、最近一个月停牌超过 10 个交易日以及 ST 的股票；
- 2) 因子列表：大类因子 7 个，其中涵盖的细分子类因子为 20 个；
- 3) 极值处理：截面上对因子值进行 MAD 截尾处理；
- 4) 中性化处理：原始因子对行业哑变量和对数市值进行回归，取残差作为新的因子；
- 5) 大类因子合成方式：子类因子等权合成；
- 6) 分组方式：先行业内分组再全市场合并，严格保证行业等权；
- 7) 调仓频率：月频调仓；

图表 11：测算因子列表

大类因子	子类因子	因子描述	因子方向
价值	DP	股息率（过去12个月）	1
	EP	净利润（TTM）/总市值	1
	BP	净资产/总市值	1
	SP	营业收入（TTM）/总市值	1
成长	Sale-Growth	营业收入同比增速	1
	Profit-Growth	净利润同比增速	1
盈利	ROE	净资产收益率	1
	ROA	总资产收益率	1
	Grossprofitmargin	毛利率	1
	Profitmargin	净利率	1
杠杆	Currentratio	流动比率	1
	Cashratio	现金比率	1
市值	Ln-size	流通市值的对数	-1
反转	Res-Alpha	过去1年与上证综指回归估计的残差Alpha	-1
	Return-Nm	过去N个月的涨跌幅，N=1, 3, 12	-1
波动率	Std-Nm	过去N个月的个股波动率，N=3, 6, 12	-1

资料来源：Wind，国盛证券研究所

3.2 横截面因子动量

我们先对横截面因子动量策略进行测试，一些具体的规则如下：

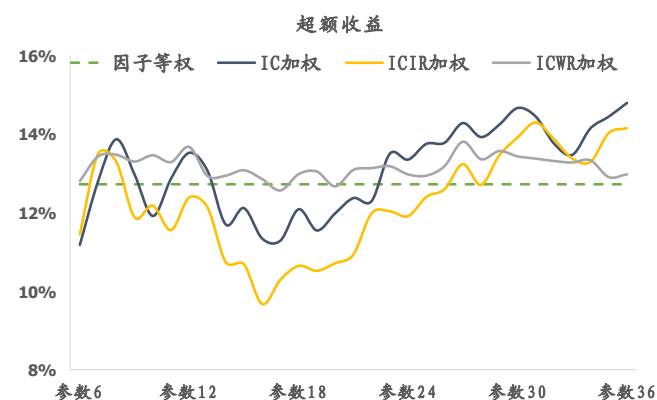
- 1) 回测时间：2011年1月-2019年1月；
- 2) 比较基准：500等权组合；
- 3) 因子配置策略：
 - a) 因子等权：即七个大类因子等权配置；
 - b) IC加权：即按照过去N期的IC均值进行因子配权；
 - c) ICIR加权：即按照过去N期的IC均值/IC标准差进行因子配权；
 - d) ICWR加权：即按照过去N期的IC大于0的概率进行因子配权；
- 4) 每期持有100只股票，中证500成份内挑选50只，中证500成份外挑选50只；
- 5) 遍历参数N，计算每一个策略的收益、回撤、信息比率和Calmar比率；
- 6) 策略回测结果按照月频进行统计，暂不考虑交易成本；

从结果来看，横截面因子动量加权对多因子策略的影响并非是完全线性的，而是呈现出明显的U型结构。如果我们按照滚动窗口的长度来分析的话，可以得到一些洞察：

- ❖ 短期（6-12）横截面动量加权可以控制因子回撤，提升多因子策略的超额收益。滚动窗口并非越短越好，N=9以及N=12为较优的参数；
- ❖ 中期（12-24）横截面动量加权既不能通过快速的动态因子调整来适应市场，也不能稳定地持有高风险溢价因子来获取收益，因此无论在回撤控制以及超额收益提升上均显著跑输因子等权策略；
- ❖ 长期（24-36）横截面因子动量加权方案的特征是典型的高收益高风险策略，其本质上长期超配高风险溢价因子（如规模因子），通过忍受策略的高波动和高回撤从而获取长期来看更高的收益。

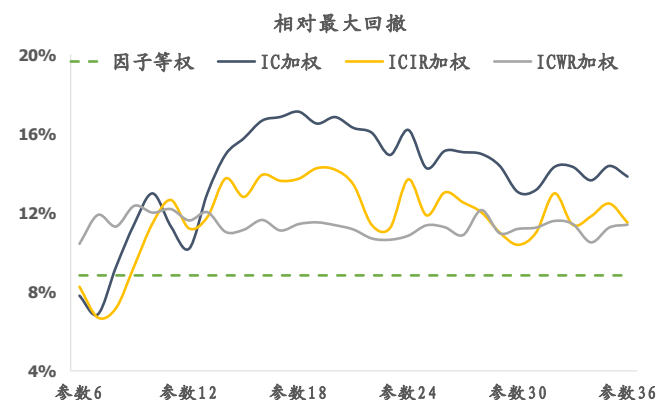
当然，国内资金的属性导致机构不可能长期超配高风险溢价因子来获取长期收益，因此我们更多将注意力放在短期因子动量上。比较可惜的是，短期的横截面因子动量虽然对表现略有提升但并不显著，因此我们希望通过结合时序动量来解决这个问题。

图表 12: 横截面因子动量对超额收益的影响



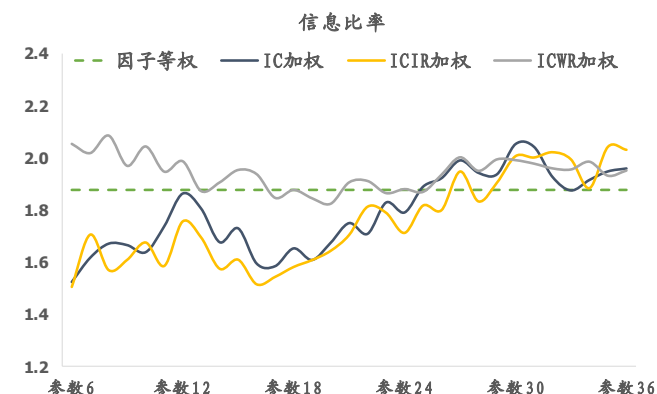
资料来源：Wind，国盛证券研究所

图表 13: 横截面因子动量对最大回撤的影响



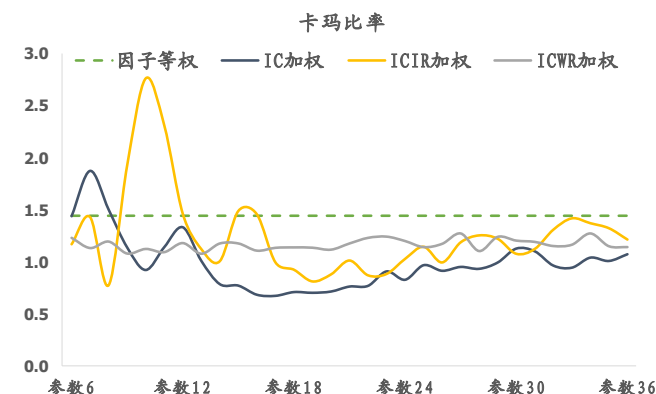
资料来源：Wind，国盛证券研究所

图表 14: 横截面因子动量对信息比率的影响



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 15: 横截面因子动量对 Calmar 比率的影响



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

3.3 时序因子动量+横截面因子动量

横截面因子动量,是在说因子表现横向比较的问题,因此所谓的时序因子动量,其实就是指因子表现在时间序列上比较的问题。时序动量的定义方式是多样的,本文受限于篇幅只探讨最简单的一种:时序因子表现 >0 。我们定义混合因子动量配置策略如下:

IC 加权:剔除过去 N 期 IC 均值 <0 的因子,剩余因子以过去 N 期的 IC 均值进行配权;

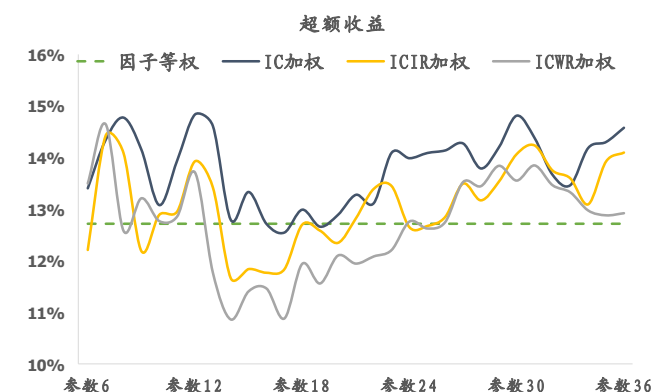
ICIR 加权:剔除过去 N 期 ICIR <0 的因子,剩余因子以过去 N 期的 ICIR 进行配权;

ICWR 加权:剔除过去 N 期 IC 胜率 <0.5 的因子,剩余因子以过去 N 期的 IC 胜率配权;

混合因子动量策略本质上就是用时序动量来筛选因子,用横截面动量进行加权,是时序动量和横截面动量策略的有机结合,对比单纯的横截面动量,我们有两个结论:

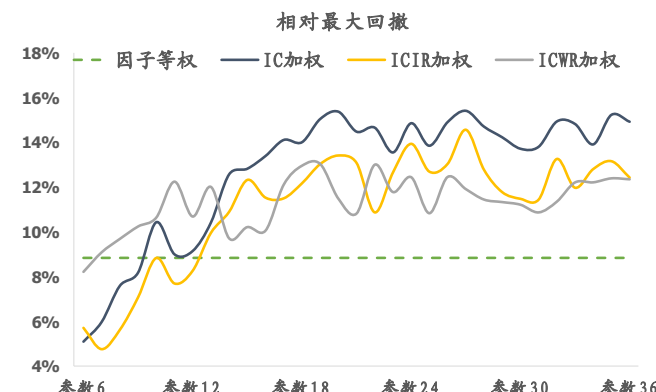
- ❖ 短期(6-12)混合动量可以比较有效地提高因子配置策略的收益以及降低多因子策略的回撤。在因子选择上,混合动量效应比单一的横截面动量效应要好;
- ❖ 相比于 IC 加权和 ICWR 加权,ICIR 加权既能提高策略超额收益,又能很好地控制策略回撤,同时对参数 N 的敏感性较低。因此 ICIR 是较好的因子动量代理指标。

图表 16: 混合因子动量对超额收益的影响



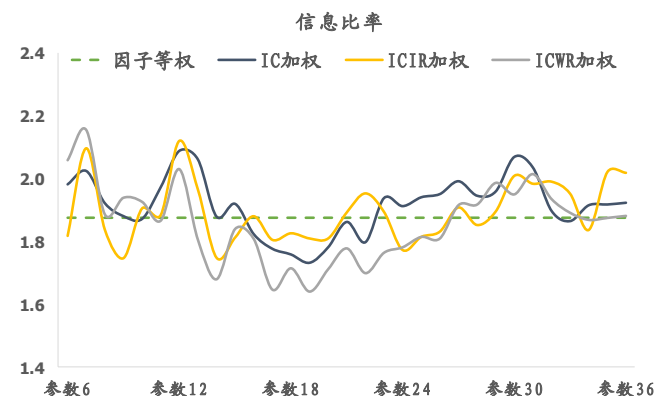
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 17: 混合因子动量对最大回撤的影响



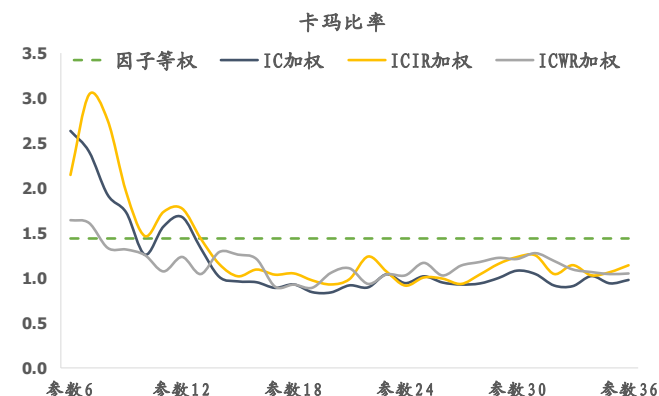
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 18: 混合因子动量对信息比率的影响



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 19: 混合因子动量对 Calmar 比率的影响



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

3.4 因子收益的时间序列特征

为什么时间序列因子动量可以提升因子配置效果？为什么 6-12 个月的因子动量效果明显强于其他的时间长度的因子动量？为什么“12 个月 ICIR 加权”会成为业界进行因子配权的标准，这背后是否有更深层次的原因？在本节，笔者将分别从因子的时序动量特征、因子的横截面动量特征以及因子的周期性特征三个维度进行分析，尝试解答上述三个问题。

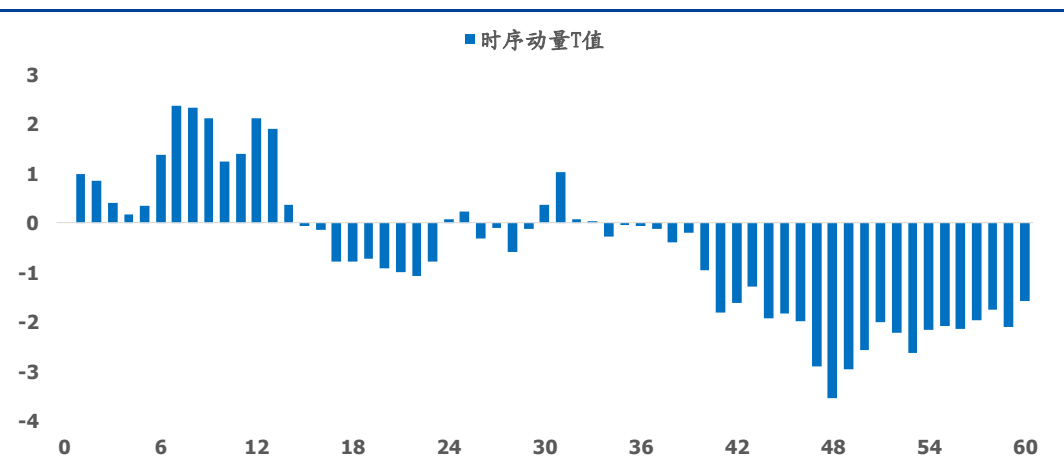
Moskowitz (2012) 在著名文章"Time Series Momentum"中曾经对 58 个具有高流动性的资产进行了时序动量的分析，发现 1-12 个月的时序动量效应普遍存在于大类资产中。我们沿着这个思路对因子的 IC 也进行的时间序列分析：

- 1) 对于某一个滞后期 N ，根据模型 $\text{Next_IC} \sim \alpha + \beta \cdot \text{ICIR}_N$ ，我们对因子库里的 M 个因子进行时间序列回归，可得 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M$ ；
- 2) 滞后期 N 的时序动量 T 值 $= \text{mean}(\beta_i) / \text{sd}(\beta_i) \cdot \sqrt{M}, i=1, 2, \dots, M$ ；
- 3) 对于 $N=1, 2, \dots, 60$ ，我们可以计算出每一个滞后期 N 对应的时序动量 T 值；

通过时序动量分析，我们希望解答的问题是：因子过去的表现能否用于预测因子未来的收益？不同因子是否存在共同的时序动量模式？从图表 20 的统计结果来看：

- ❖ 因子 IC 同样存在着 1-12 个月的时序动量效应；
- ❖ 6-12 个月的时序因子动量效应强于 1-6 个月的时序因子动量效应；
- ❖ 时间长度大于 36 个月后，因子表现开始呈现出明显的长期反转效应。其中 48 个月的因子长期反转效应最显著，这个现象与 MSCI 因子拥挤模型中阐述的因子存在 36 个月的长期反转效应略有区别。

图表 20: 因子收益的时序动量特征



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

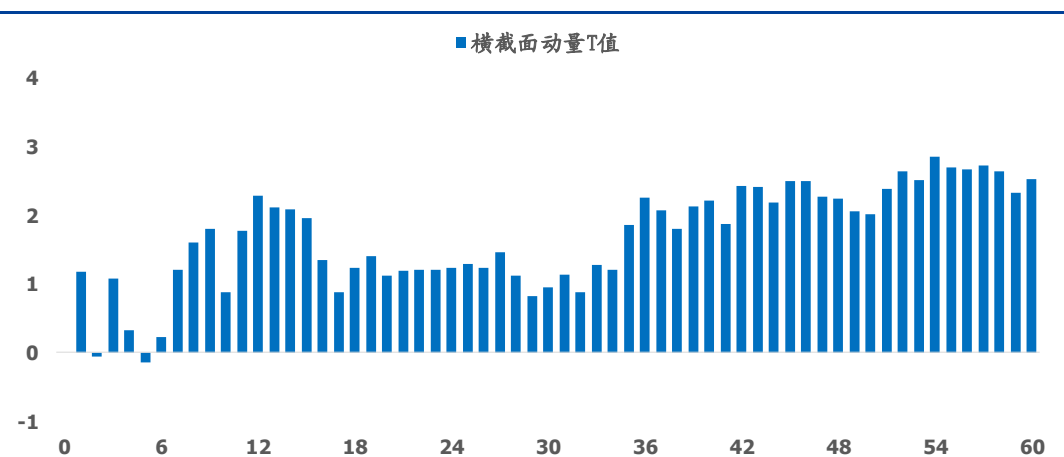
与时序动量特征分析不同, 因子 IC 的横截面动量特征分析流程如下:

- 1) 对于某一个滞后期 N, 根据模型 $Next_IC \sim \alpha + \beta \cdot ICIR_N$, 每一个时间截面我们都可以进行一次横截面回归, 得到 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K$;
- 2) 滞后期 N 的横截面动量 T 值 $= \text{mean}(\beta_i) / \text{sd}(\beta_i) * \sqrt{K}, i=1, 2, \dots, K$;
- 3) 对于 $N=1, 2, \dots, 60$, 我们可以计算出每一个滞后期 N 对应的横截面动量 T 值;

通过横截面动量分析, 我们希望解答的问题是: 一个因子最近的表现比另外一个因子好, 这种优势在未来能否持续? 从图表 21 的统计结果来看:

- ❖ 长期横截面动量效应 (36 个月以上) 最强, 短期动量效应 (6-12 个月以上) 次之;
- ❖ 1-6 个月的横截面动量效应较弱, 6-12 个月横截面动量效应较强;

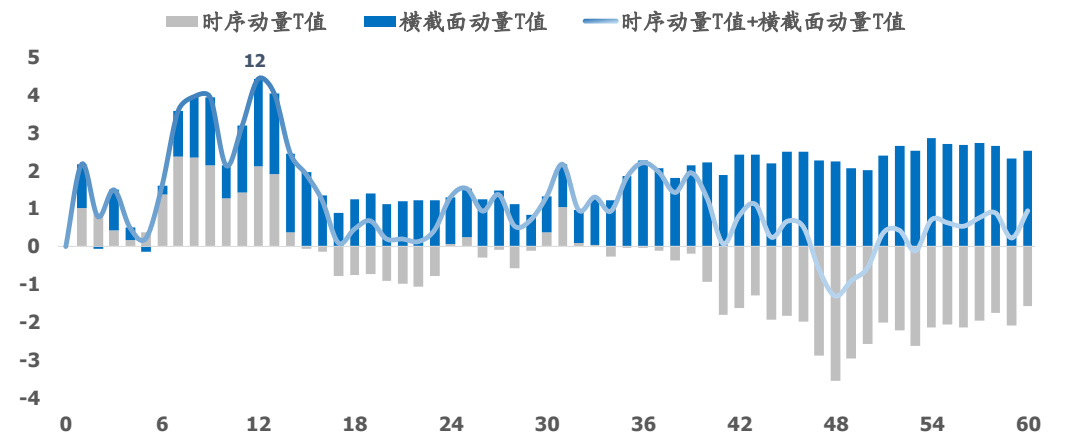
图表 21: 因子收益的横截面动量特征



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

进一步的,我们将时序动量效应和横截面动量效应放在一起进行综合考虑(见图表 22),我们容易发现当 $N=12$ 时,时序动量效应和横截面动量效应恰好达到了最佳的平衡,所以我们常用的“以过去 12 个月 ICIR 加权”这种方式看似随意而为,但实际上恰好符合了时序因子动量效应以及横截面因子动量效应的特点。

图表 22: 混合因子动量效应与参数设置



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

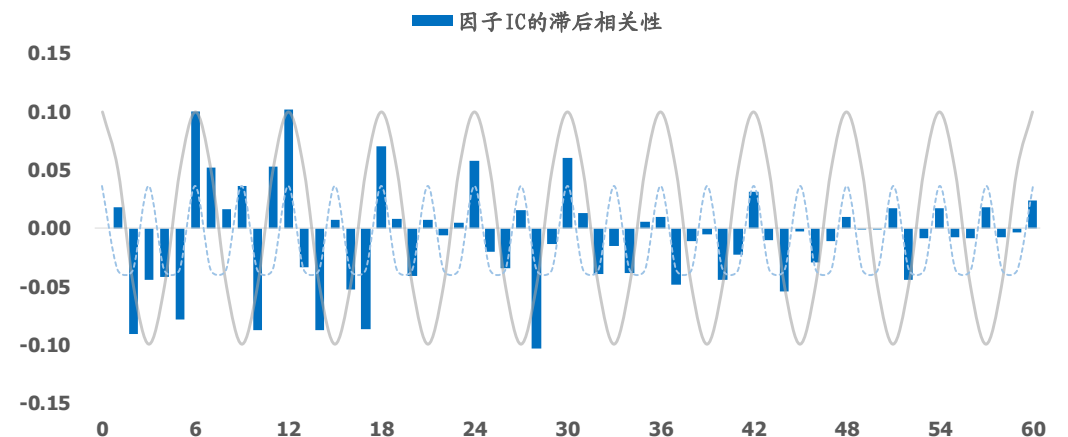
再进一步考虑,我们发现无论是时序动量效应还是横截面动量效应都在 $N=12, 18, 24$ 等 3 的倍数的参数位置呈现出比较强的效果,所以我们对因子的 IC 做了滞后相关性分析。

从图 23 的结果来看,我们可以发现:

- ❖ 因子表现存在 6 个月的强相关性周期, 3 个月的弱相关周期;
- ❖ 随着 N 的变大, 6 个月周期和 3 个月周期的强度逐渐变弱;

6 个月和 3 个月的周期恰好符合 A 股的财报公布间隔,而与财务数据相关的盈利类、杠杆类和成长类因子确实呈现出更明显的周期性。因此我们判断因子 6 个月和 3 个月的短周期性是财务公告效应导致的。另外 A 股市场存在着较明显的风格月份效应,如一季度小盘躁动和四季度价值效应,采用 $N=12$ 达到了类似财务数据 TTM 的效果。因此 $N=12$ 兼顾了财务公告效应和风格月份效应,这也是 $N=12$ 表现较好的重要原因之一。

图表 23: 因子收益的周期性波动特征



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

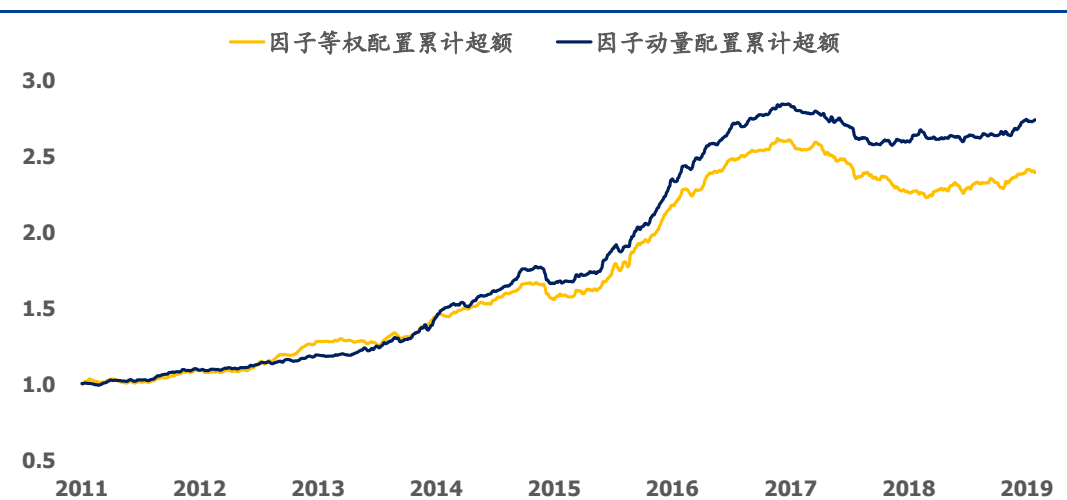
3.5 基于因子动量的因子配置策略

本篇报告的因子配置策略均基于大类因子，大类因子的 ICIR 为子类因子等权合成后的综合因子表现，而非子类因子 ICIR 的平均。基于时序因子动量以及横截面因子动量效应，我们设计了基于因子动量的因子配置策略，：

- 1) 回测时间：2011 年 1 月至 2019 年 1 月；
- 2) 因子配置：考虑时序动量和横截面动量的 ICIR 加权（此处考虑的是大类因子）；
- 3) 调仓频率：月度调仓；
- 4) 买卖价格：每月底数据选股，以下月第一个交易日的均价买卖；
- 5) 行业权重控制：以中证 500 指数的行业权重配置；
- 6) 成分股控制：中证 500 成份内 50 只，中证 500 成份外 50 只；
- 7) 个股配置：等权配置；
- 8) 比较基准：中证 500 等权组合；
- 9) 交易成本：双边千分之三；

从回测结果来看，相比于因子等权配置，基于因子动量的因子配置策略充分利用因子的混合动量效应，在不提高组合跟踪误差的情况下，明显地提高了组合的年化超额收益、相对胜率和信息比率，同时大幅降低了组合回撤的风险。

图表 24: 基于因子动量的因子配置策略净值表现



资料来源：Wind，国盛证券研究所

图表 25: 基于因子动量的因子配置策略综合表现

策略	年化超额	跟踪误差	相对最大回撤	相对胜率	信息比率
因子动量	13.8%	5.7%	10.1%	72.2%	2.31
因子等权	11.8%	5.8%	15.3%	68.0%	1.95

资料来源：Wind，国盛证券研究所

四、因子离散度

4.1 从 PB-ROE 模型谈起

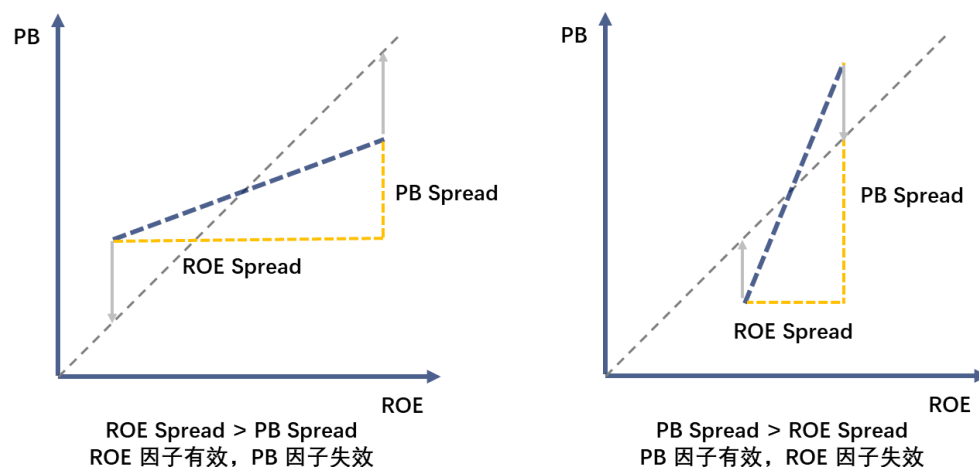
首先我们该如何理解因子离散度为什么会影响因子的未来收益呢？可以假设一种极端场景，在某一个时间点上，所有股票的估值都相等，那么对于投资者来讲，估值这个指标就失去了选股的能力，所以说**因子存在差异是因子未来能够区分股票收益的必要条件**。

其次，我们以 PB-ROE 模型为例来作进一步的解释，假设市场完全由 ROE 进行定价，那么 PB 和 ROE 之间将存在稳定的线性关系，如图表 26 中的灰色虚线。而如果市场并非完全有效的话，那么将出现两种情况：

- ❖ “**欠定价市场**”：高 ROE 股票的估值过低，低 ROE 股票的估值过高，ROE 的离散度明显高于 PB 的离散度，此时市场存在明显的套利空间。因此，未来一段时间大概率出现的现象是 ROE 因子有效而 PB 因子失效；
- ❖ “**过度定价市场**”：低 ROE 股票的估值过低，高 ROE 股票的估值过高，PB 的离散度高于 ROE 的离散度，未来大概率出现的现象则是 PB 因子有效而 ROE 因子失效；

因子离散度有效的核心逻辑在于资产定价在极度无效后会出现均值回复。进一步引申到多个因子的情况，如果某一个因子的离散度比其他因子的离散度都要大，那么这个因子“欠定价”的程度较深，未来这个因子更有可能产生超额收益。

图表 26: PB-ROE 模型的启示：因子离散度影响因子表现



资料来源：国盛证券研究所

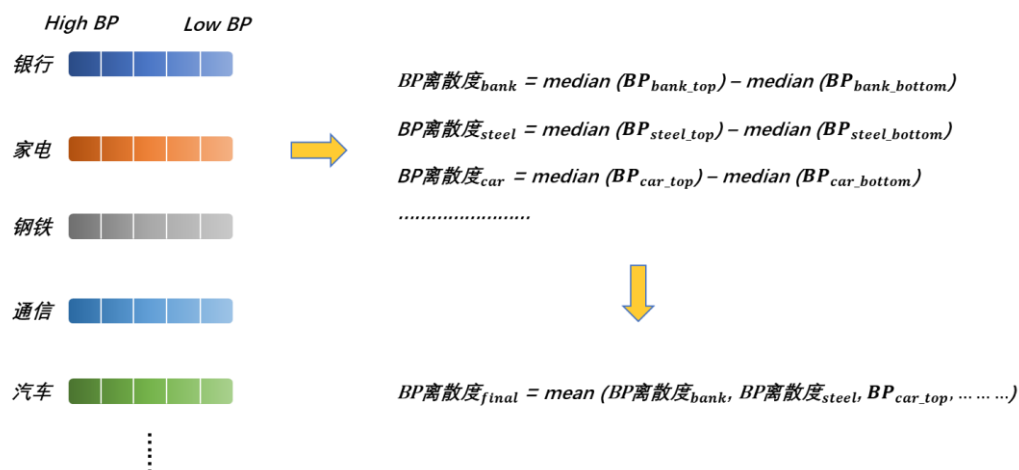
4.2 如何计算因子离散度？

我们以 BP 因子离散度计算过程为例，简单说明一下因子离散度的计算方法：

- 1) 在每一个行业内，按照 BP 的大小将行业内股票分为五组，计算 Top 组和 Bottom 组的股票 BP 的中位数，记为 High BP 和 Low BP；
- 2) 将每个行业的 High BP 和 Low BP 的绝对值差异作为行业内的 BP 因子离散度；
- 3) 全市场的 BP 因子离散度为所有行业 BP 因子离散度的平均值；
- 4) 由于不同因子的量纲不完全可比，我们以过去 72 个月的数据对因子离散度进行标准化，标准化后的因子离散度具有横向可比性：

$$\text{标准化因子离散度}_t = \frac{(\text{因子离散度}_t - \text{avg}(\text{因子离散度}_{t-72,t}))}{\text{stdev}(\text{因子离散度}_{t-72,t})}$$

图表 27: 因子离散度计算流程: 以 BP 离散度计算为例



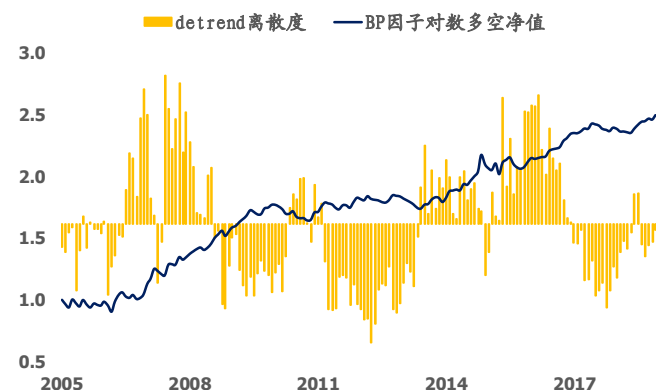
资料来源: 国盛证券研究所

4.3 因子离散度与因子未来表现

我们将从两个维度考察因子离散度的因子选择能力：第一个是时间序列维度，即因子离散度的高低能否对因子自身的超额收益进行择时；第二个是横截面维度，即一个因子的离散度比其他因子的离散度高，这个因子未来能否跑赢其他因子？

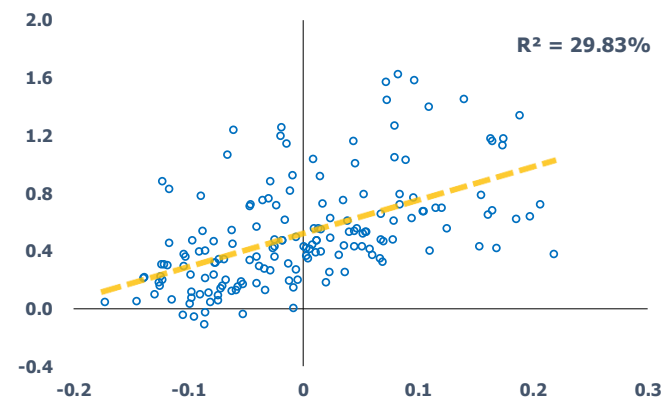
受限于篇幅，我们只列举了价值因子、规模因子、波动率因子、反转因子和杠杆因子五个大类因子的因子离散度与因子未来收益的关系。从时间序列维度来看（图表 28-图表 37），因子在处于高离散度状态的时候更有可能产生高的超额收益、高的信息比率和低的回撤。因子离散度能够解释 6%-42% 的因子未来表现，其中对 A 股最重要的规模因子来说，因子离散度更是能解释高达 42% 的未来表现。

图表 28: BP 因子表现与因子离散度



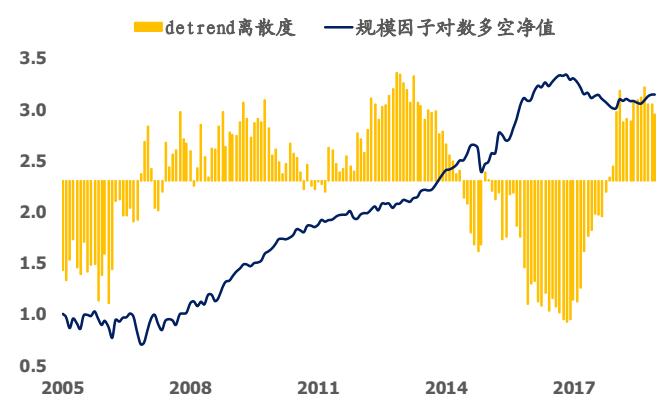
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 29: BP 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关



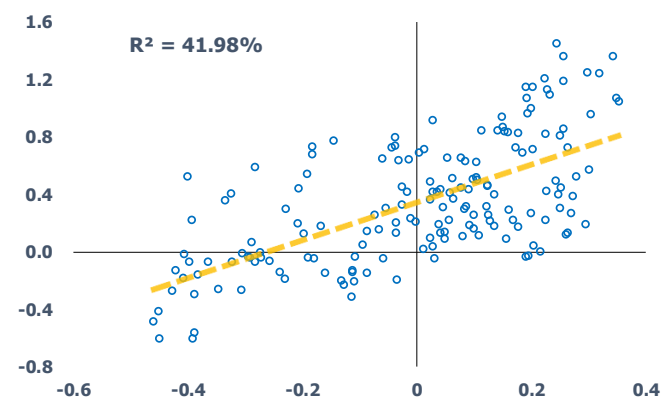
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 30: 规模因子表现与因子离散度



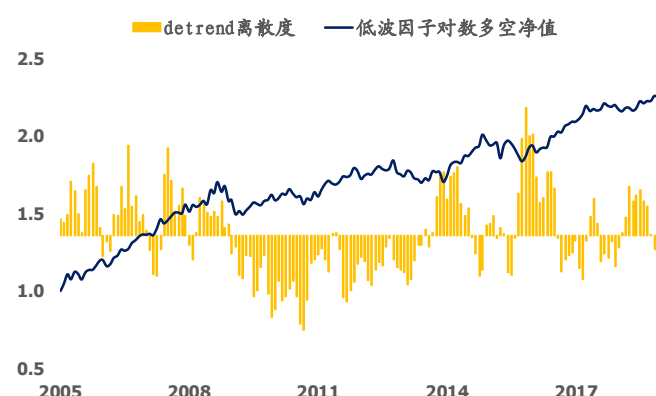
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 31: 规模因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关



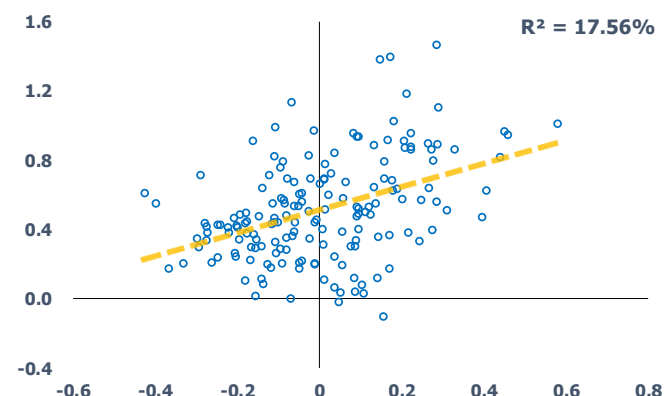
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 32: 低波因子表现与因子离散度



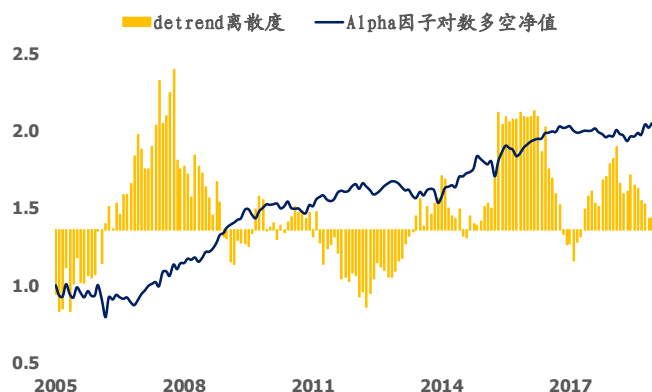
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 33: 低波因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关



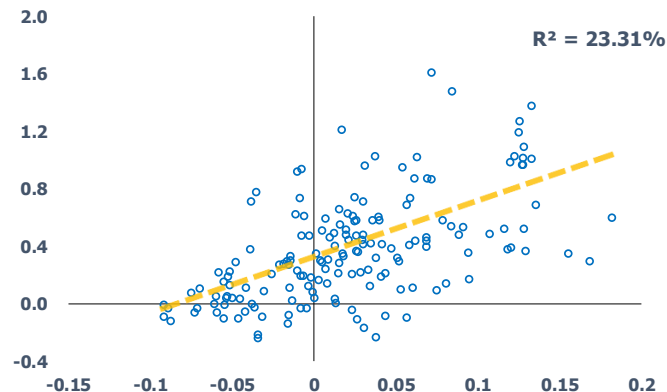
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 34: Res_Alpha 因子表现与因子离散度



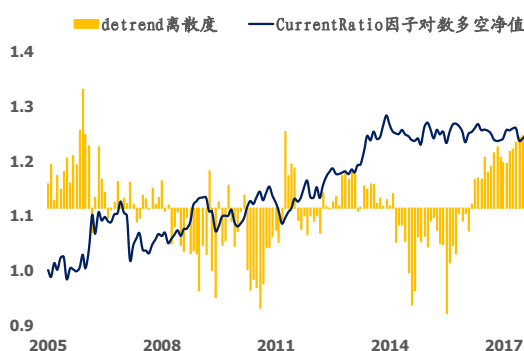
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 35: Res_Alpha 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关



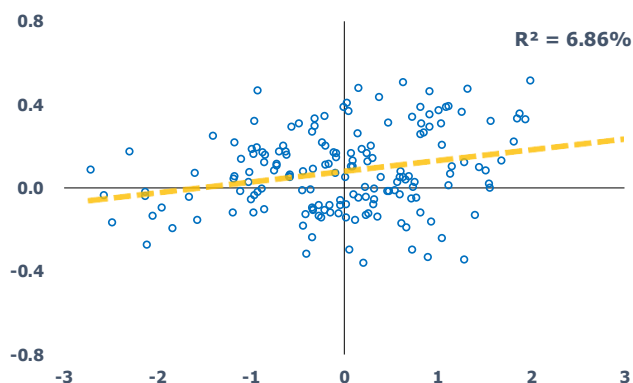
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 36: CurrentRatio 因子表现与因子离散度



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

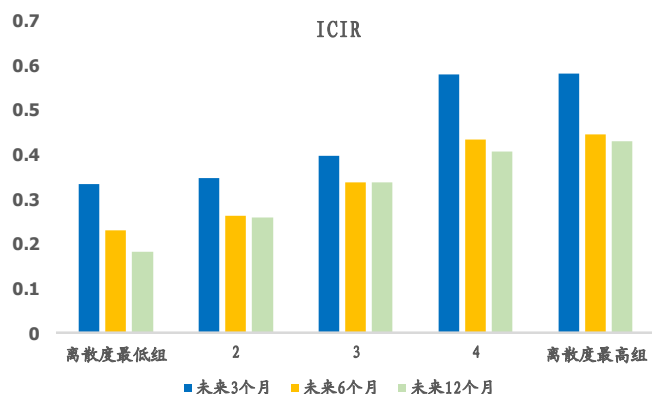
图表 37: CurrentRatio 因子未来 12 个月 ICIR 与因子离散度正相关



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

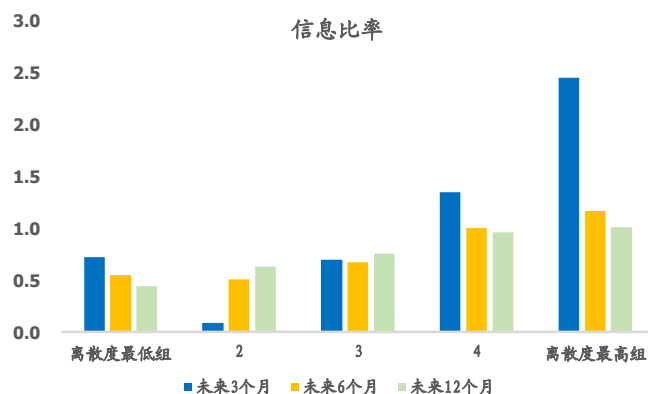
从横截面维度来看, 我们每个月按照因子离散度将因子分为五组, 以此来观察因子离散度的横截面选因子能力。从 ICIR 的角度来看, 因子离散度与因子未来 3 个月、6 个月和 12 个月的 ICIR 均高度正相关; 而从因子的多空信息比率来看, 高离散度的因子确实在未来拥有更高的信息比率。总的来说, 高离散度的因子未来具备更好的收益区分能力也同时能带来更高的组合信息比率。

图表 38: 因子离散度分组下的 ICIR 差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 39: 因子离散度分组下的信息比率差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

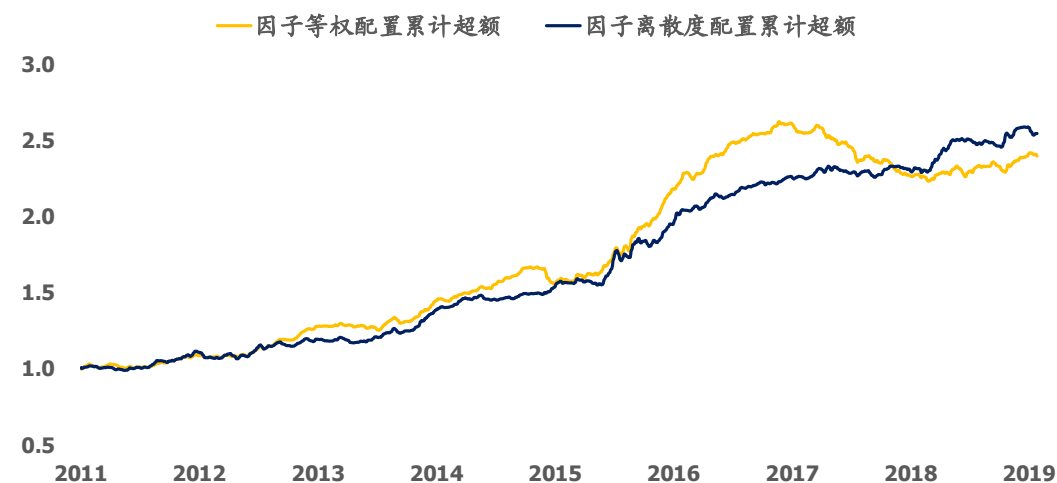
4.4 基于因子离散度的因子配置策略

我们设计了基于因子离散度的因子配置策略，选择因子的规则很简单：每一期选择因子离散度最大的四个大类因子（大类因子的因子离散度是所有子类因子离散度的算术平均），等权配置。

- 1) 回测时间：2011年1月至2019年1月；
- 2) 因子配置：每一期选择因子离散度最大的四个大类因子，等权配置；
- 3) 调仓频率：月度调仓；
- 4) 买卖价格：每月底数据选股，以下月第一个交易日的均价买卖；
- 5) 行业权重控制：以中证500指数的行业权重配置；
- 6) 成分股控制：中证500成份内50只，中证500成份外50只；
- 7) 个股配置：等权配置；
- 8) 比较基准：中证500等权组合；
- 9) 交易成本：双边千分之三；

从回测结果来看，基于因子离散度的因子配置策略的年化超额收益为12.7%，相对最大回撤仅为5.8%，相对胜率为77.3%，信息比率为2.11。相比于因子等权方案，因子离散度配置方案大幅降低了组合的最大回撤，提高了组合的相对胜率。在因子动量策略大幅回撤的2017年，因子离散度配置策略依然保持了正向的收益。

图表 40: 基于因子离散度的因子配置策略净值表现



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 41: 基于因子离散度的因子配置策略综合表现

策略	年化超额	跟踪误差	相对最大回撤	相对胜率	信息比率
因子离散度	12.7%	6.0%	5.8%	77.3%	2.11
因子等权	11.8%	5.8%	15.3%	68.0%	1.95

资料来源: Wind, 国盛证券研究所

五、因子拥挤度

5.1 如何定义因子拥挤度？

近年来，因子拥挤度这个概念在海外非常热门，很多海外机构也定义出了自己的一套因子拥挤模型。但是笔者发现，许多海外定义的因子拥挤模型在 A 股市场出现了明显的水土不服问题。我们列举了一些在国内市场不太适合的因子拥挤定义方式，见图表 42。

图表 42：海外因子拥挤模型的思考

拥挤度定义	可能存在的问题
机构持仓强度差异 Fund's holdings spread	<ul style="list-style-type: none"> ❖ 机构持仓数据公布频率过低，明显滞后； ❖ 随着市场投资者结构的改变，因子多空两端的机构持仓强度差异将出现中枢式的改变。若以此作为拥挤度定义，实际操作中难以确定当前是否拥挤。
估值价差 Valuation spread	<ul style="list-style-type: none"> ❖ 高度依赖于价值因子的有效性，在以价值风格为主导的市场中比较有效； ❖ 存在明显的“名不副实”情况，无论是近年来海外的实证结果还是笔者以 A 股数据的测算结果均显示估值价差的有效性并不强。
卖空强度差异 Short interest spread	<ul style="list-style-type: none"> ❖ 在融券做空比较自由、成本比较低的市场适用； ❖ A 股的融资融券标的覆盖度有限。
配对相关性 Pairwise correlation	<ul style="list-style-type: none"> ❖ 国内一部分重要因子（反转、规模等）的未来收益与配对相关性为正； ❖ 信号噪音太多，实际操作中难以把握。
因子长期反转 Factor reversal	<ul style="list-style-type: none"> ❖ 美股因子存在 36 个月反转周期（图表 6），而 A 股因子则存在 48 个月反转周期（图表 20），由此来看反转效应在国别上并不稳定；而且不同大类因子的反转周期也存在明显区别，因此若以此作为拥挤度定义，则存在很大的数据挖掘风险。

资料来源：国盛证券研究所

除了上述的问题外，海外因子拥挤模型还有一个缺点，就是喜欢把很多不同逻辑的指标进行综合，有些指标甚至存在负相关关系。这样导致的后果是，模型往往趋于平庸，失去敏感度。因此，我们基于 A 股市场的特征，完全从“交易数据”的出发，构建了国盛金工的因子拥挤模型。我们用因子分组下的多空换手率比率、多空波动率比率以及多空 beta 比率三者的综合打分作为最终的因子拥挤度，具体定义见图表 43。

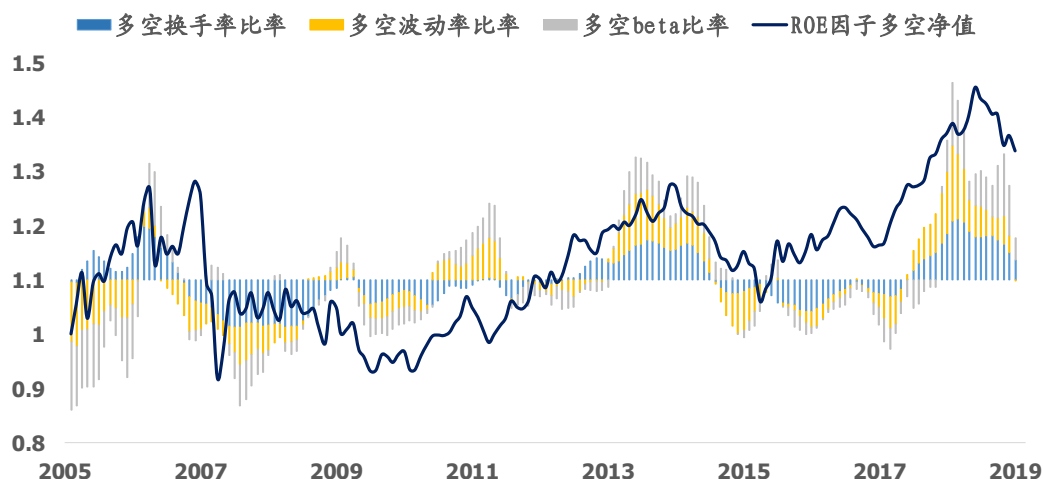
从图表 44 来看，我们可以发现当 ROE 因子多空两组的换手率比率、波动率比率以及 beta 比率处于高位时，一般意味着 ROE 因子已经处于行情的尾声，未来可能会出现较大的回撤。三个拥挤度指标具备较高的相关性，综合打分后能够提升信号准确度。

图表 43：国盛金工因子拥挤度模型

拥挤度指标	因子拥挤度定义
多空换手率比率	因子分组下，多空两组的平均个股换手率比值；换手率为个股过去 3 个月的日均成交换手率；
多空波动率比率	因子分组下，多空两组的平均个股波动率比值；波动率为个股过去 3 个月的收益率标准差；
多空 beta 比率	因子分组下，多空两组的平均个股 beta 比值；beta 为过去 3 个月个股收益与万得全 A 指数收益回归的 beta；

资料来源：国盛证券研究所

图表 44: 因子表现与因子拥挤度序列



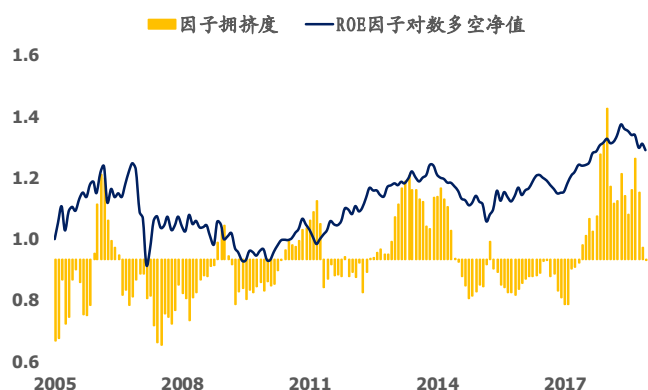
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

5.2 因子拥挤度与因子未来表现

我们依然从两个维度考察因子拥挤度的因子选择能力: 第一个是时间序列维度, 即因子拥挤度的高低能否对因子自身的超额收益进行择时; 第二个是横截面维度, 即一个因子的拥挤度比其他因子的拥挤度高, 这个因子未来能否跑赢其他因子?

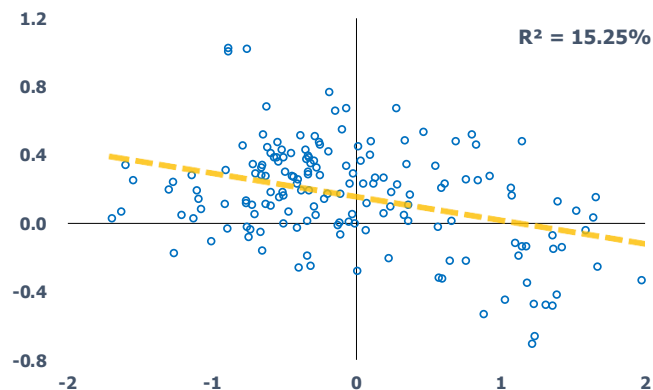
受限于篇幅, 我们只列举了盈利因子、成长因子、规模因子、杠杆因子和价值因子五个大类因子的因子拥挤度与因子未来收益的关系。从时间序列维度来看(图表 45-图表 54), 因子处于高拥挤度的时候, 往往代表当前以及透支了未来的超额收益, 之后有大概率会出现回撤。从时间序列解释度来看, 因子拥挤度指标能够解释因子未来 12 个月 ICIR 的 10%-26%, 在不同因子上均有较为显著的解釋力。

图表 45: ROE 因子表现与因子拥挤度



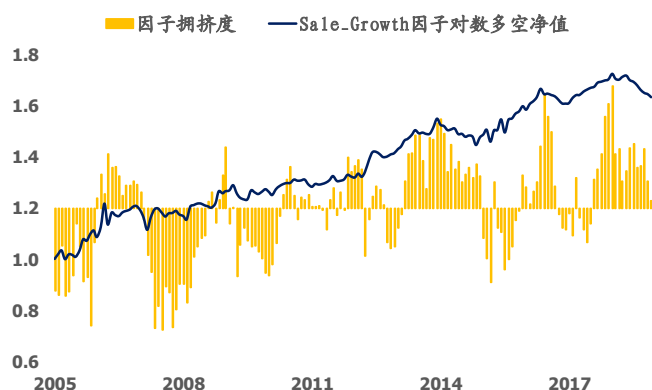
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 46: ROE 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关



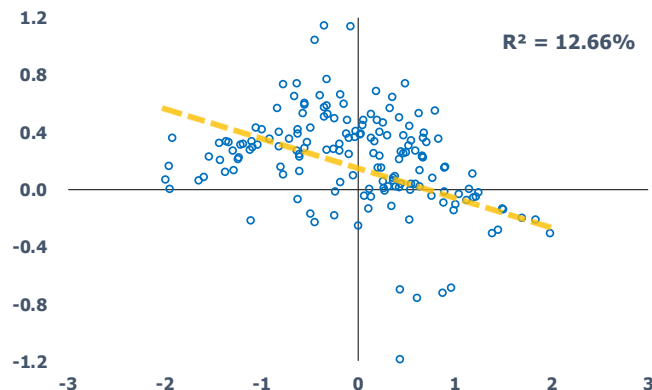
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 47: Sale_Growth 因子表现与因子拥挤度



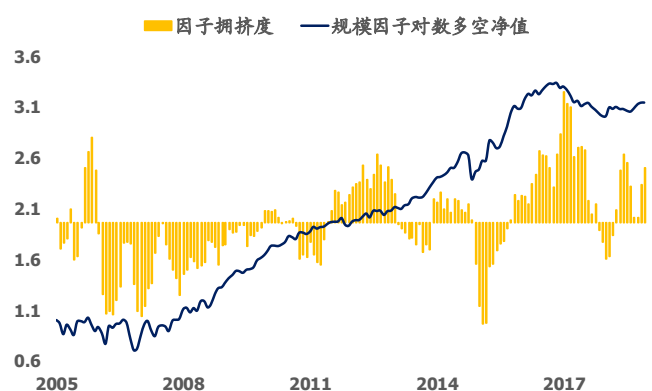
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 48: Sale_Growth 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关



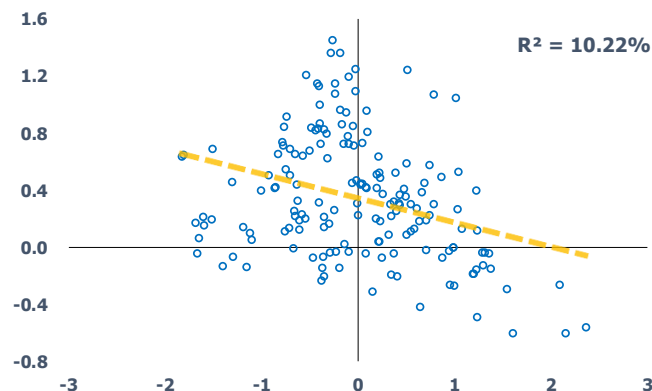
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 49: 规模因子表现与因子拥挤度



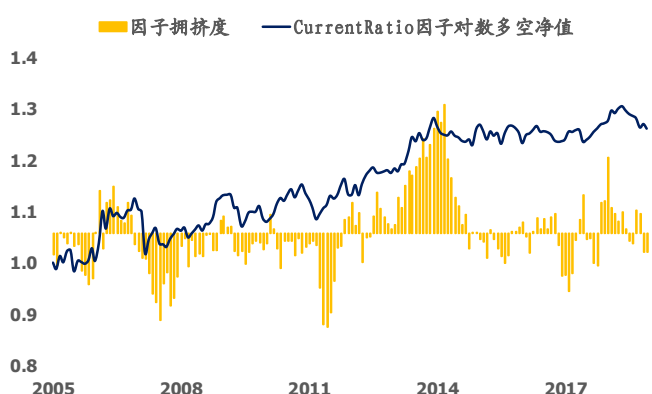
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 50: 规模因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关



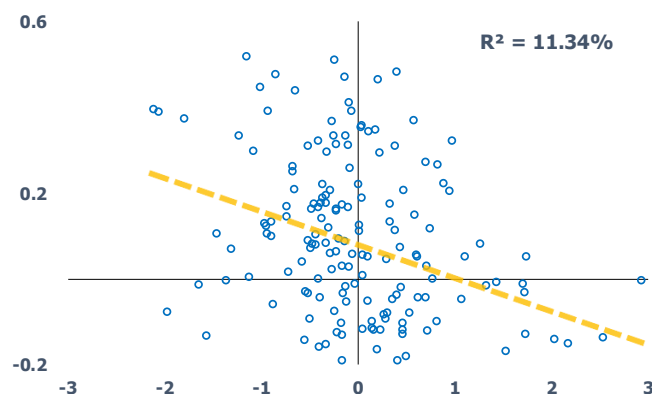
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 51: CurrentRatio 因子表现与因子拥挤度



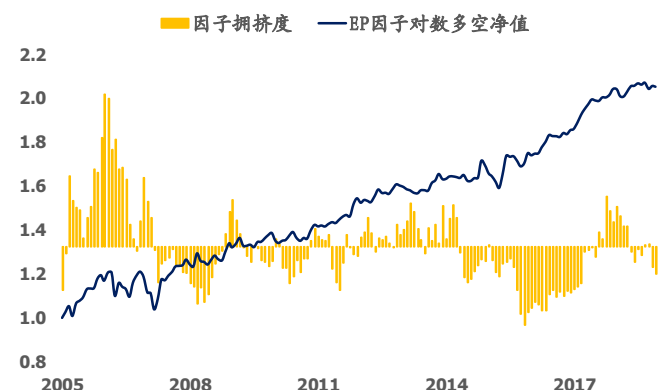
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 52: CurrentRatio 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关



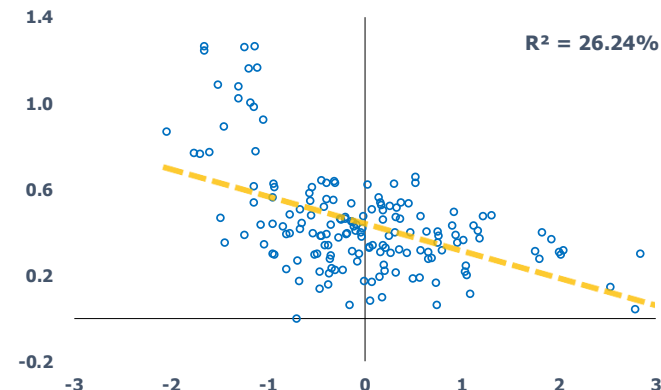
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 53: EP 因子表现与因子拥挤度



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

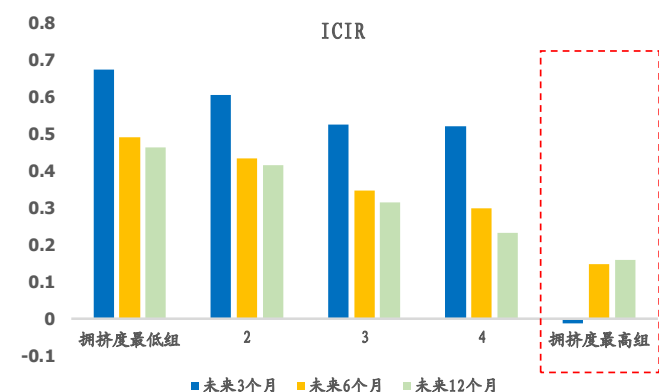
图表 54: EP 因子未来 12 个月 ICIR 与因子拥挤度负相关



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

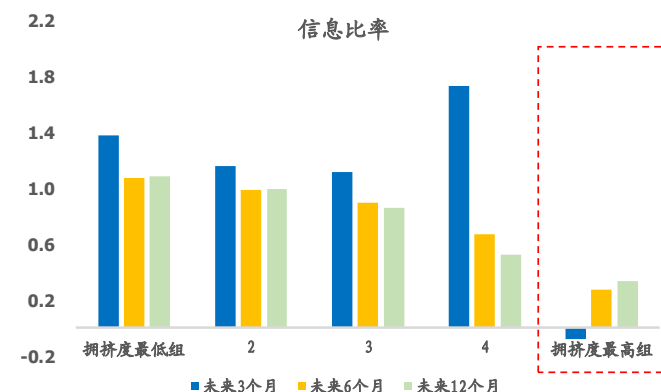
从横截面维度来看，我们每个月按照因子拥挤度将因子分为五组，以此来观察因子离散度的横截面选因子能力。从 ICIR 的角度来看，因子拥挤度与因子未来 3 个月、6 个月和 12 个月的 ICIR 均高度负相关，即因子拥挤度越高，未来因子 ICIR 越低；而从因子的多空信息比率来看，高拥挤度的因子确实在未来拥有更低的信息比率。总的来说，高拥挤度的因子确实存在较高的回撤风险，因子拥挤度识别“差因子”的能力强于识别“好因子”的能力。

图表 55: 因子拥挤度分组下的 ICIR 差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 56: 因子拥挤度分组下的信息比率差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

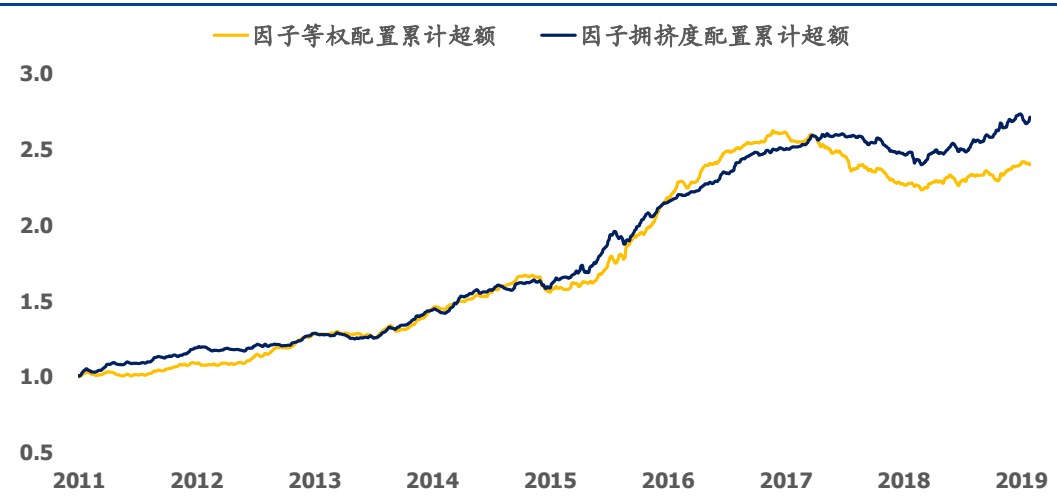
5.3 基于因子拥挤度的因子配置策略

我们设计了基于因子拥挤度的因子配置策略，选择因子的规则很简单：每一期选择因子拥挤度最小的四个大类因子（大类因子的因子拥挤度等于所有子类因子的拥挤度的算术平均），等权配置。

- 1) 回测时间：2011年1月至2019年1月；
- 2) 因子配置：每一期选择因子拥挤度最小的四个大类因子，等权配置；
- 3) 调仓频率：月度调仓；
- 4) 买卖价格：每月底数据选股，以下月第一个交易日的均价买卖；
- 5) 行业权重控制：以中证500指数的行业权重配置；
- 6) 成分股控制：中证500成份内50只，中证500成份外50只；
- 7) 个股配置：等权配置；
- 8) 比较基准：中证500等权组合；
- 9) 交易成本：双边千分之三；

从回测结果来看，基于因子拥挤度的因子配置策略的年化超额收益为13.8%，相对最大回撤仅为8.3%，相对胜率为76.3%，信息比率为2.33。与因子等权配置相比，基于因子拥挤度的配置策略既提高了组合收益，也降低了组合回撤风险，同时还大幅提高了组合的胜率。

图表 57: 基于因子拥挤度的因子配置策略净值表现



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 58: 基于因子拥挤度的因子配置策略综合表现

策略	年化超额	跟踪误差	相对最大回撤	相对胜率	信息比率
因子拥挤度	13.8%	5.6%	8.3%	76.3%	2.33
因子等权	11.8%	5.8%	15.3%	68.0%	1.95

资料来源: Wind, 国盛证券研究所

六、信号融合与动态因子策略

6.1 三个指标的相关性

在做信号融合之前，我们需要考察三个指标之间的相关性，如果指标之间高度正相关，那么因子离散度和因子拥挤度并不能提供增量信息。根据 2011-2019 年的数据，我们发现因子动量指标与因子离散度和因子拥挤度指标呈现轻微的负相关性，而因子离散度和因子拥挤度指标的相关性基本上为零。

图表 59: 三指标的相关性

	因子动量	因子离散度	因子拥挤度
因子动量	1.00	-0.21	-0.13
因子离散度	-0.21	1.00	0.02
因子拥挤度	-0.13	0.02	1.00

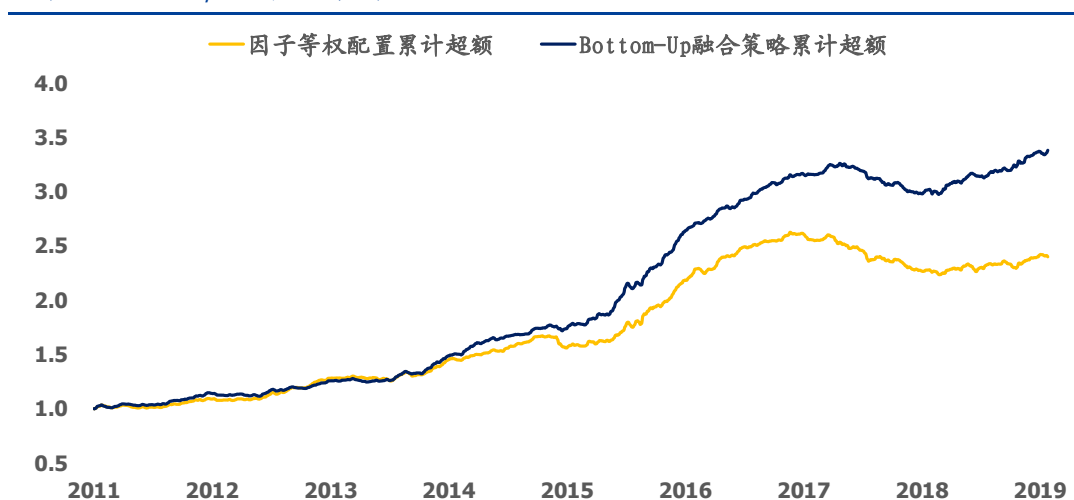
资料来源: Wind, 国盛证券研究所

6.2 融合思路 1: Bottom-Up

Bottom-Up 融合思路本质就是“先信号融合后选股”：基于因子动量、因子离散度和因子拥挤度，我们可以分别得到三种大类因子配置的权重，Bottom-Up 融合策略的最终权重定义为这三种配置方案的算术平均。根据最终的因子权重打分，选择 100 只股票作为组合，策略回测规则与前面的规则完全一致，此处不再赘述。

从策略表现来看，Bottom-Up 融合策略相比于因子等权策略，无论在收益、回撤、胜率 and 信息比率上均有大幅的提升。Bottom-Up 融合策略的年化超额收益为 17%，相对最大回撤为 9.4%，相对胜率为 74.2%，信息比率高达 2.98。

图表 60: Bottom-Up 融合策略的净值表现



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 61: Bottom-Up 融合策略综合表现

策略	年化超额	跟踪误差	相对最大回撤	相对胜率	信息比率
Bottom-Up 融合	17.0%	5.3%	9.4%	74.2%	2.98
因子等权	11.8%	5.8%	15.3%	68.0%	1.95

资料来源: Wind, 国盛证券研究所

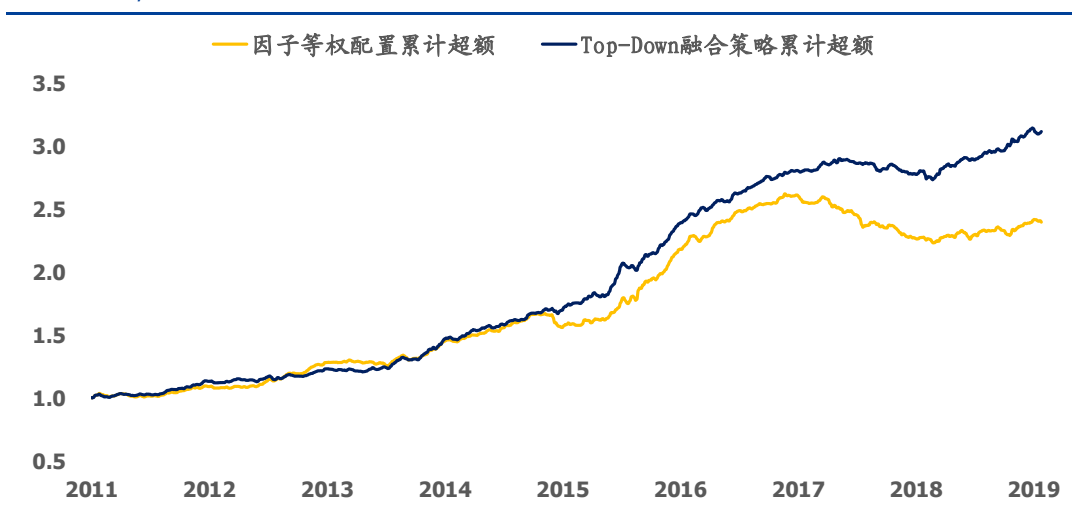
6.3 融合思路 2: Top-Down

Bottom-Up 融合思路的缺点在于, 因子动量与因子离散度和因子拥挤度指标存在弱负相关关系, 简单的“先信号融合后选股”会使得指标的性能发生冲突。举个例子, 假设某个时间点, 基于因子动量的角度, 我们看好小盘风格, 而基于因子离散度的角度, 我们看好大盘风格的回归, 两个观点简单平均后, 我们只能选出一堆中盘的股票。

因此, **Top-Down 融合思路**是“先根据信号各自选股后合并”: 基于三个指标, 我们可以分别得到三个基于不同逻辑的子组合, 最后的投资组合是这三个子组合的并集。每个子组合挑选 34 只股票, 最终组合为三个子组合股票的并集 (102 只股票)。

从策略表现来看, Top-Down 融合策略的年化超额收益为 15.6%, 相对最大回撤为 6.3%, 相对胜率为 80.4%, 信息比率高达 2.77。与 Bottom-Up 融合策略相比, 虽然年化超额收益略有降低, 但是 Top-Down 融合策略大幅提升了组合胜率以及降低了最大回撤, 充分发挥了因子动量、因子离散度和因子拥挤度之间低相关性的特点。

图表 62: Top-Down 融合策略净值表现



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 63: Top-Down 融合策略综合表现

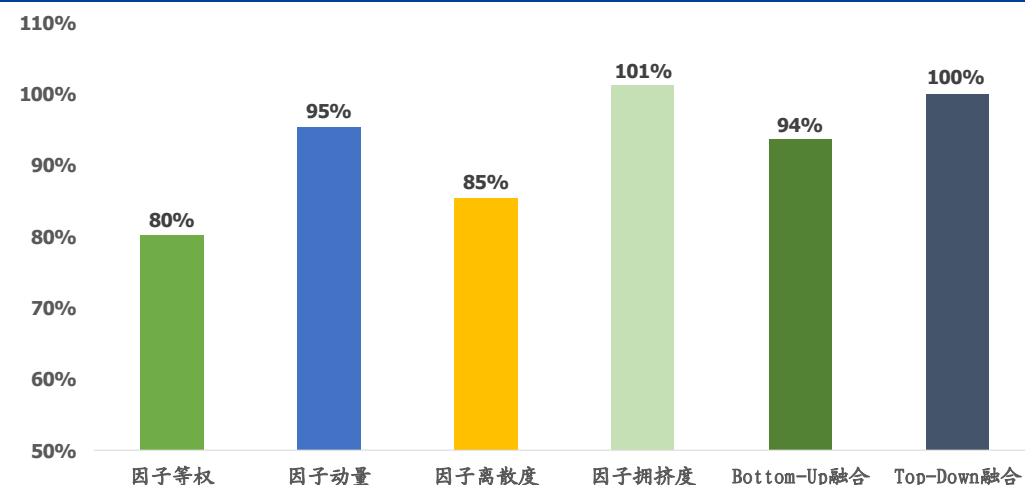
策略	年化超额	跟踪误差	相对最大回撤	相对胜率	信息比率
Top-Down 融合	15.6%	5.3%	6.3%	80.4%	2.77
因子等权	11.8%	5.8%	15.3%	68.0%	1.95

资料来源: Wind, 国盛证券研究所

6.4 不同策略换手率的差异

因子择时的必然结果是策略换手率的提升，处于交易成本的考虑，我们测算了前面每一个因子配置策略的换手率，见图表 64。从结果来看，基于三个指标或者三个指标的融合进行因子配置并没有大幅提高组合的换手率。因此在交易成本不严苛的条件下，基于因子动量-因子离散度-因子拥挤度的因子配置方案具有较高的实际操作价值。

图表 64: 不同因子配置策略的月度双边换手率

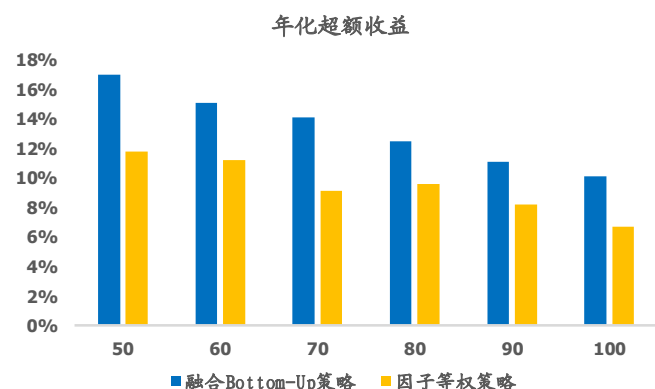


资料来源: Wind, 国盛证券研究所

6.5 不同成分股约束的影响

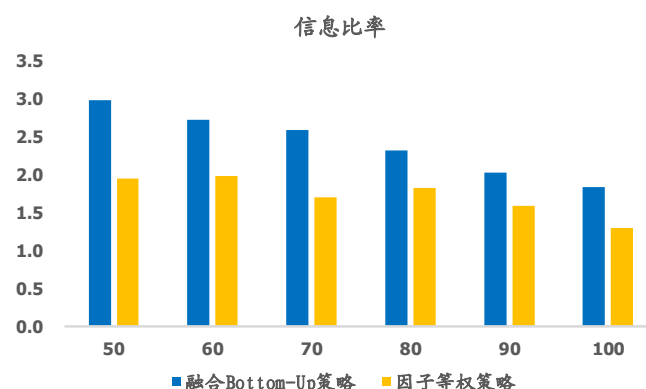
前面所有的因子配置策略的成分股约束均为“中证 500 成分内选 50 个，中证 500 成份外选 50 个”，因此我们尝试改变成分股的约束来看基于三指标的融合策略是否能稳定跑赢因子等权策略，参数 N 代表在中证 500 成份内选 N 只股票，N=50,60,70,80,90,100。从结果来看，在不同的成分股约束条件下，融合策略均能显著跑赢因子等权策略。

图表 65: 不同成分股约束下的年化超额收益差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

图表 66: 不同成分股约束下的信息比率差异



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

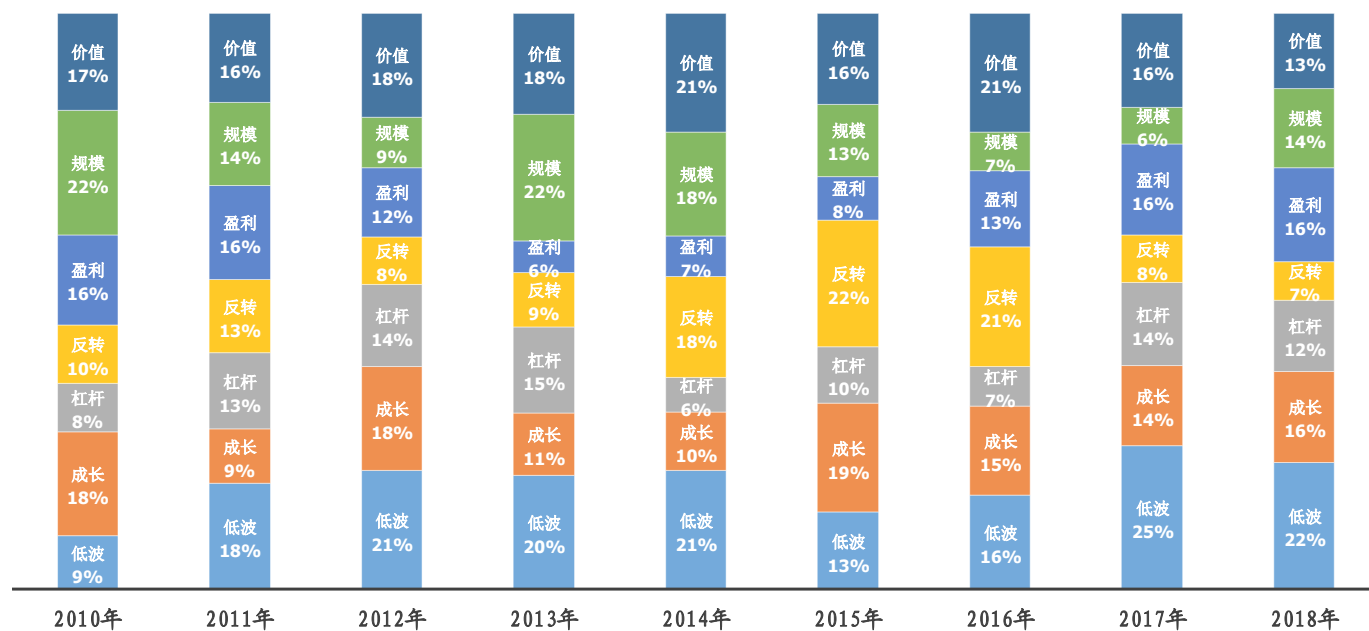
6.6 融合策略的因子权重

根据三个择时指标的信号，融合策略每年的大类因子配置权重如下。如图所示，融合策略会根据当年的因子动量、因子离散度和因子拥挤度动态地调整大类因子配置的权重。

如2014年超配了规模因子和反转因子，2017年超配了价值因子、盈利因子和低波因子。

图表 67: 信号融合策略的因子逐年权重

信号融合策略的因子逐年权重



资料来源: Wind, 国盛证券研究所

七、总结与展望

本篇报告详尽地探索了“因子的因子”方法在A股市场的效果，最终沉淀出因子择时的三个内生标尺：因子动量、因子离散度和因子拥挤度。

正如我们选股的时候需要看个股的走势、个股的估值以及个股的交易热度来决定是否进场，在挑选因子的时候，我们也需要关注因子的走势（因子动量）、因子的估值（因子离散度）以及因子的交易热度（因子拥挤度）这三个标尺。三个因子择时标尺各有特色：

❖ 因子动量策略的收益来源是因子收益存在短期动量效应；

策略特点：右侧进攻型，截断回撤，捕获主升浪；

❖ 因子离散度策略的核心逻辑在于资产定价在极度无效后会出现均值回复；

策略特点：信噪比高，低回撤高胜率；

❖ 因子拥挤度策略通过回避高拥挤的危险因子来获取超额收益；

策略特点：擅长捕捉因子的拐点，信号精准；

因子择时研究积累至今，外有“利率-信用-波动率”模型捕捉盈利波动以及“股息率-国债收益率”风险溢价时钟捕捉估值波动，内有“因子动量-因子离散度-因子拥挤度”三标尺来实时监控风格因子。因此，下一篇报告我们将融合外生变量方法与内生变量方法，详尽探究这两者之间的深刻联系，尝试给出一个相对客观的A股因子择时框架。

参考文献

- Asness, C., J. Friedman, R. Krail and J. Liew. (2000). "Style Timing: Value vs. Growth" The Journal of Portfolio Management, Vol. 26, pp. 50–60.
- Moskowitz, Tobias J. , Y. H. Ooi , and L. H. Pedersen. (2012) . "Time Series Momentum." Social Science Electronic Publishing.
- Marco Dion, Viqar Shaikh, Angelo Pessarisi, et al.(2013). "Dynamic Factor Selection: A novel approach based on using Factors to select". J.P.Morgan.
- Rochester Cahan, Yin Luo. (2013). "Standing Out from the Crowd: Measuring Crowding in Quantitative Strategies". Journal of Portfolio Management, 39(4):14-23.
- Bayraktar, M., S. Doole, A. Kassam and S. Radchenko. (2015). "Lost in the Crowd? Identifying and Measuring Crowded Strategies and Trades" MSCI Research Insight.
- Hodges P, K. Hogan, J. Peterson and A. Ang. (2017) "Factor Timing with Cross-Sectional and Time-Series Predictors" The Journal of Portfolio Management, 44(1):30-43.
- Arnott R D , Beck N , Kalesnik V.(2017). "Timing 'Smart Beta' Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High!". Social Science Electronic Publishing.
- Lee, & Wai. (2017). "Factors timing factors". The Journal of Portfolio Management, 43(5), 66-71.
- Nicolas Rabener. (2018). "Factor Crowding Model". FactorResearch
- George Bonne, Leon Roisenberg, Roman Kouzmenko, Peter Zangari. (2018). "Integrated Crowding Model". MSCI Research Insight.
- Hitendra D. Varsani, Vipul Jain. (2018). "Adaptive Multi-Factor Allocation". MSCI Research Insight.
- Dubravko Lakos-Bujas, Narendra Singh, et al.(2018). "US Factor Reference Book: Payoffs, Pitfalls and Analysis of 100+ Equity Factors" . J.P.Morgan.

风险提示

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

免责声明

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

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

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

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

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

分析师声明

本报告署名分析师在此声明：我们具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，本报告所表述的任何观点均精准地反映了我们对标的证券和发行人的个人看法，结论不受任何第三方的授意或影响。我们所得报酬的任何部分无论是在过去、现在及将来均不会与本报告中的具体投资建议或观点有直接或间接联系。

投资评级说明

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

国盛证券研究所

北京

地址：北京市西城区锦什坊街 35 号南楼

邮编：100033

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 10 层

邮编：200120

电话：021-38934111

邮箱：gsresearch@gszq.com

深圳

地址：深圳市福田区益田路 5033 号平安金融中心 101 层

邮编：518033

邮箱：gsresearch@gszq.com