



2020.06.28

基于贝叶斯收缩的因子改良框架

	陈奥林(分析师)	刘昺轶(分析师)
	021-38674835	021-38677309
	chenaolin@gtjas.com	liubingyi@gtjas.com
证书编号	S0880516100001	S0880520050001

本报告导读:

本报告提出基于贝叶斯收缩思想的因子改良框架,致力于改善因子多头收益及分组单调性。

摘要:

- 多因子选股流程中,因子构建是最重要的模块。若采用线性合成,对因子的分组单调性有较高要求。然而在因子研究的过程之中,往往会发现不少因子的 IC 及 ICIR 表现优异,分组单调性却表现较差,收益多来源于空头,这一现象在量价类因子中尤为常见。
- 本报告以量价相关性因子为例,介绍因子改良框架。原始量价相关性因子经市值行业中性化后进行分组测试,可以发现收益集中于空头端,多头端收益呈现非线性。
- 对价格及成交量进行差分,可以一定程度上改善因子的表现,但效果仍不理想。通过缩短时间计算窗口,可以显著改善短周期的分组单调性及顶端收益,但同时增加了交易成本。
- 将同一行业或板块内个股知情资金流入(出)比例,与其相对于行业或板块的波动(贝塔)成正比作为先验信息,去修正量价相关性因子的行业内排序后,可显著提升后者多头预测能力,这就是贝叶斯收缩的核心思想。
- 原始量价相关性因子经市值行业中性化后,十分组中的第一组超额年化收益为 3.65%(月频),2.42%(周频)。经贝叶斯收缩后的量价相关性因子超额年化收益显著提高,分别为 8.11%(月频),15.18%(周频),且分组单调性得到明显改善。

金融工程团队:

陈奥林:(分析师)

电话: 021-38674835

邮箱: chenaolin@gtjas.com

证书编号: S0880516100001

杨能:(分析师)

电话: 021-38032685

邮箱: yangneng@gtjas.com

证书编号: S0880519080008

黄皖璇:(分析师)

电话: 021-38677799

邮箱: huangwangxuan@gtjas.com

证书编号: S0880518110002

殷钦怡:(分析师)

电话: 021-38675855

邮箱: yinqinyi@gtjas.com

证书编号: S0880519080013

徐忠亚:(分析师)

电话: 021-38032692

邮箱: xuzhongya@gtjas.com

证书编号: S0880519090002

刘昺轶:(分析师)

电话: 021-38677309

邮箱: liubingyi@gtjas.com

证书编号: S0880520050001

相关报告

高效率 Smart Beta 构建研究 2020.06.23

低估值策略缘何失效? 2020.05.26

招商创业板大盘 ETF 投资价值分析
2020.05.18沪深 300 及中证 500 成分股调整名单预测
2020.05.13

美股下跌背后的几个深层次现象 2020.04.25

目 录

1. 引言.....	3
2. 报告背景.....	3
2.1. 多因子选股流程.....	3
2.2. 单因子检验流程.....	3
2.3. 常见因子改良方法.....	4
2.4. 贝叶斯收缩.....	5
3. 因子改良流程.....	5
3.1. 原始因子表现.....	5
3.1.1. 分组单调性差.....	5
3.1.2. 纯因子组合收益不稳定.....	6
3.2. 因子改进.....	6
3.2.1. 传统改良方法.....	6
3.2.2. 贝叶斯收缩改良.....	8
4. 总结.....	11

1. 引言

多因子选股流程中，因子构建是最重要的模块。若采用线性合成，对因子的分组单调性有较高要求。然而在因子研究的过程之中，往往会发现不少因子的 IC 及 ICIR 表现优异，分组单调性却表现较差，收益多来源于空头，这一现象在量价类因子中尤为常见。

本研究借用贝叶斯收缩（Bayesian Shrinkage）的思想，建立因子改良框架。将先验假设和原始因子相结合，有效改善原始因子表现。并以量价相关性因子为例，介绍这一框架的使用流程。

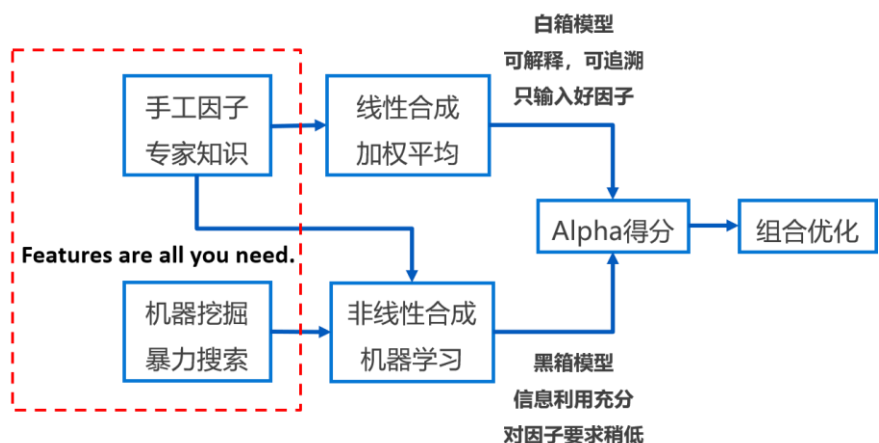
原始量价相关性因子经市值行业中性化后，十分组中的第一组超额年化收益为 3.65%（月频），2.42%（周频）。改进后超额年化收益显著提高，分别为 8.11%（月频），15.18%（周频），且分组单调性得到明显改善。经各风格行业因子，反转，波动率，异质波动率，换手率，非流动性因子进一步纯化后，在全 A 及沪深 300 域中均具有稳定增量信息。

2. 报告背景

2.1. 多因子选股流程

多因子选股框架较为成熟，下图展示的是简化版的多因子选股流程。该流程是高度模块化的，主要分为因子构建，因子合成，组合优化三个模块。随着时代发展，技术革新，部分模块也有所创新。如因子构建部分可采用遗传规划或深度学习方式自动搜索因子，因子合成部分可通过机器学习的方式对因子进行非线性合成。其特点已标注在流程图中，这里不再赘述。在三个模块中，最重要的还是因子构建模块，在机器学习领域，有一句老生常谈，数据和特征决定了机器学习的上限，而模型和算法只是逼近这个上限而已。这里的特征在多因子框架中即为因子，在技术分析中为指标或者形态。

图 1 多因子选股流程

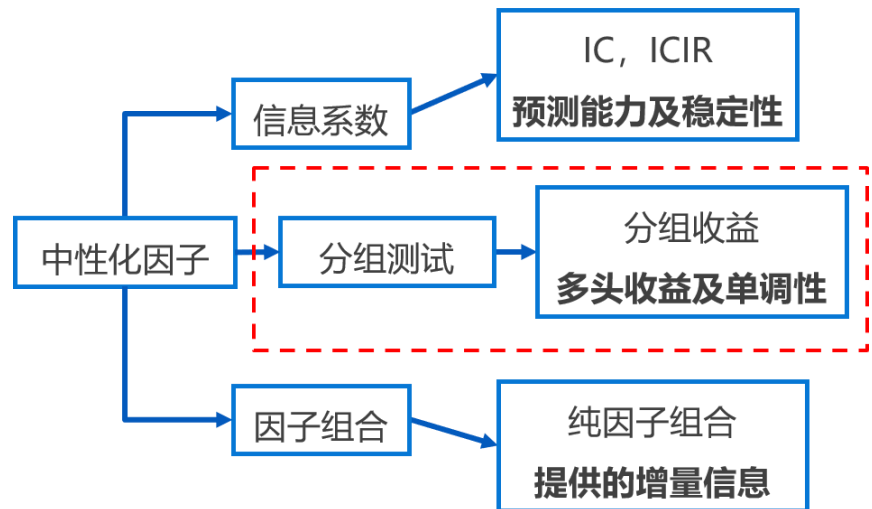


数据来源：国泰君安证券研究

2.2. 单因子检验流程

既然因子十分重要，所以有必要对其进行检验和筛选，下图为简略版的单因子检验流程。主要分为三大模块，信息系数，分组测试以及因子组合。

图 2 单因子检验流程



数据来源：国泰君安证券研究

对于手工因子来说，最重要的是因子逻辑以及分组测试结果。一般要求分组结果呈现良好的单调性及区分度，因为结果和逻辑本身就是相互印证的。且顶端（多头靠前组）收益要尽可能大，因为 A 股市场缺乏低成本的做空方式，空头收益可见不可得。对于线性合成来，alpha 得分直接受顶端（多头靠前组）收益影响。

而对于机器挖掘的因子来说，这一点的重要性有所降低，因为在非线性合成的过程中，我们可以将原始因子值转化成另一种分布，从而实现类似单调分组的效果，这一部分不作详细展开。

在因子研究的过程中，往往会发现一些因子有较强的逻辑，且 IC、ICIR 以及纯因子收益均表现不错。但分组单调性及多头组收益却不理想，往往在选股过程中只能作为风控的负向排除因子，而非选股 alpha 因子，着实可惜，本报告的目的就是将这类因子变废为宝。

2.3. 常见因子改良方法

常见因子改良方法为以下几种：

1. 原始变量处理

股票收益的预测本质上是时间序列上的预测，如果原始变量是非平稳时间序列，会导致估计结果有偏，差分在一定程度上可以将非平稳时间序列转换为平稳时间序列。

2. 缩短计算时间窗口

该方法本质上是对接近预测日期的数据赋予更大的权重，认为近期的数据预测能力更强。一般适用于部分量价类因子，对手续费敏感。

3. 多项式拟合

多因子框架认为股票预期收益和因子值之间呈线性关系，即

$$r = X \cdot f$$

其中 r 为股票收益， X 为因子值， f 为因子收益。多项式拟合本质上就是通过拟合改变原始因子的分布，期望达到线性相关的目的。

$$X_{new} = AX^3 + BX^2 + CX + D$$

然而多项式拟合还是存在诸多弊端：

1. 破坏因子原本逻辑。

2. 收益与因子值之间可能并不存在稳定的非线性关系，拟合反而引入噪声。
3. 即使二者之间本身存在稳定的非线性关系，多项式拟合的参数在时间序列上也并不稳定

2.4. 贝叶斯收缩

贝叶斯收缩的核心思想是将统计量向先验信息收缩。基于历史的统计信息虽然是无偏的，但是含有较多的估计误差。而先验信息由于有较强的假设，所以存在一定设定偏差，但因为估计参数较少，所以估计误差较小。贝叶斯收缩通过这两者的加权平均得到最终结果，找到估计误差与设定偏差之间的平衡点。

在量化研究领域，这一方法也有一定的应用。

1. 协方差矩阵估计

Jagannathan and Ma (2000) 采用估计量组合计算股票的协方差矩阵。

$$\Sigma = \frac{1}{3} * F + \frac{1}{3} * S + \frac{1}{3} * D$$

其中 F 为先验的市场模型，即认为股票波动仅与大盘宽基相关， D 为先验的 0 因子模型的对角阵，即认为个股之间波动无关， S 为样本协方差。

Barra USE4 对于个股特质风险的计算中也应用到了贝叶斯收缩。

$$\sigma_n^{shrink} = \alpha_n \sigma_n^{target} + (1 - \alpha_n) \sigma_n^{sample}$$

其中 α 为收缩强度，越大说明越靠近先验信息。样本信息 σ_n^{sample} 为先前通过因子模型计算得到的个股特质风险，先验信息 σ_n^{target} 为市值分组的加权平均特质风险，即认为个股特指风险与市值强相关。

3. 因子改良流程

本节以量价相关性因子（量价背离）为例，展示思考及改良流程。

3.1. 原始因子表现

量价关系是技术分析整体框架的一部分，常见的有量增价涨、量缩价涨、量增价跌和量缩价跌四大形态。对于选股而言，通常通过计算价格 P_t 及成交量序列 V_t 之间的 Pearson 相关系数构建量价相关性因子：

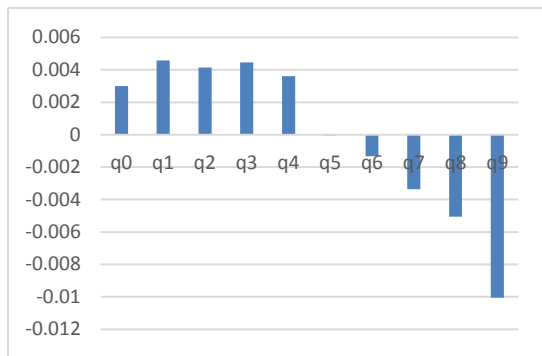
$$\rho = \text{corr}(P_t, V_t)$$

实证发现当期相关系数较小（大）的个股在下一期有更高（低）的超额收益，即“量价背离”形态的个股在未来有超额收益。然而在进一步的单因子分析中，可以发现其仍然拥有技术因子的通病，多头组不单调，致使在实际运用中效果存在一定折扣。

3.1.1. 分组单调性差

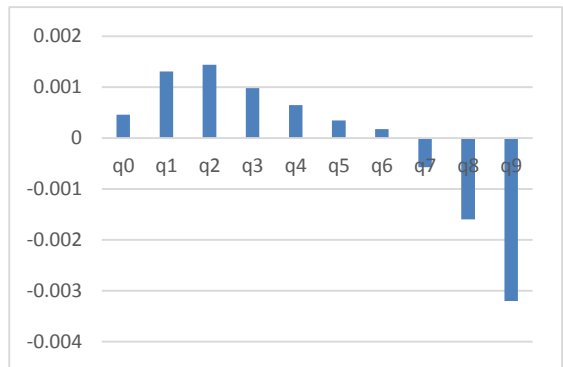
原始量价相关性因子经行业市值中性化，对数分组收益如下图所示，分别为月频及周频调仓。可以发现，原始量价相关性因子在周频或月频下单调性均不理想，收益均集中于空头部分，这也是量价类因子的一个通病。大部分量价类因子均有较强的负向排雷能力，而并无优秀的正向选股能力，这对于做空成本较高的 A 股市场作用有限。

图 3 对数平均分组收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 4 对数平均分组收益（周频）

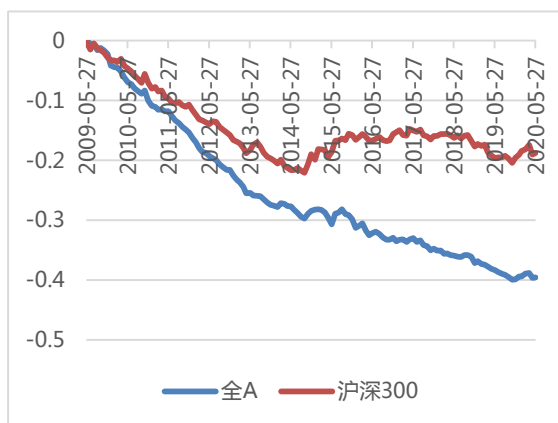


数据来源：Wind，国泰君安证券研究

3.1.2. 纯因子组合收益不稳定

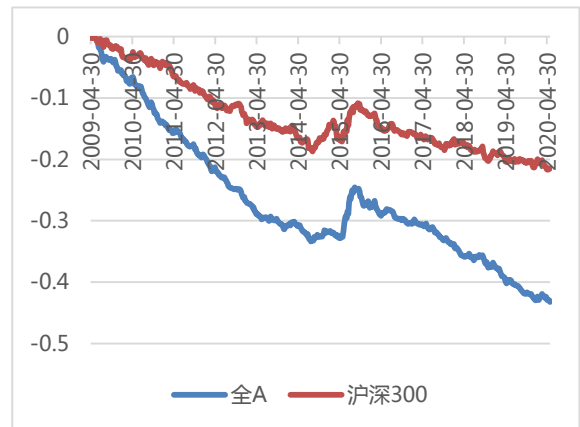
原始量价相关性的纯因子组合及特征组合的对数累积因子收益如下图所示。其中特征组合为预期最小波动率的单因子组合，纯因子组合为最小预期波动率，且在风格及行业上无暴露的单因子组合。可以发现周频下，原始量价相关性因子在 2015 年 4 月-9 月间出现因子收益反向情况，说明增量信息在时间序列上并不稳定。

图 5 对数累积因子收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 6 对数累积因子收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

3.2. 因子改进

从上一节的单因子检验结果来看，原始量价相关性因子的表现并不理想。本节遵循 2.3 及 2.4 中的方法对该因子进行逐步改良。

3.2.1. 传统改良方法

原始量价相关性因子是价格及成交序列的 Pearson 相关系数。而相关性分析要求样本满足正态分布，否则相关系数是渐进无偏的，却可能不是有效的估计。简单统计即可发现，A 股的成交量并非呈正态分布，下图分别为万科 A 的成交量分布及成交量一阶差分分布。

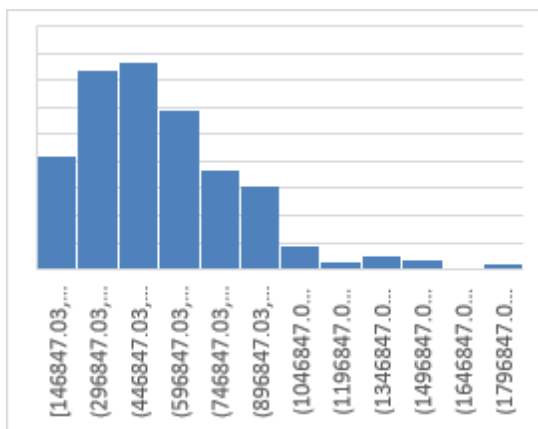
所以对价格及成交量分别作差分，再计算其 Pearson 相关系数可以更好地衡量样本之间的相关性。

$$P_t^{diff} \rightarrow \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$$

$$V_t^{diff} \rightarrow V_t - V_{t-1}$$

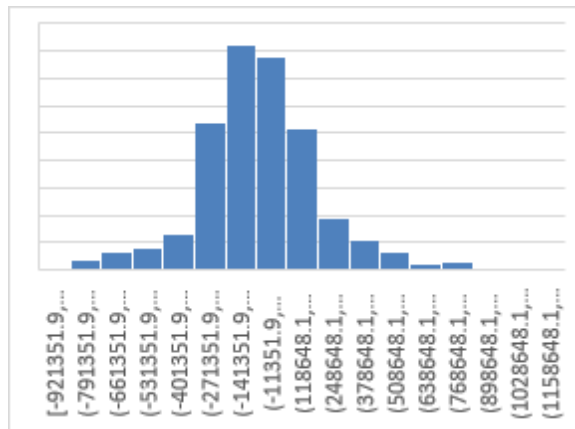
对改进后的量价相关性因子进行分析，发现其多头单调性有所改善，但仍不理想。

图 7 万科 A 成交量分布



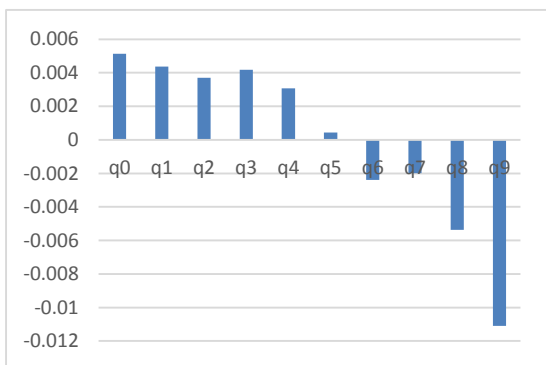
数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 8 万科 A 成交量一阶差分分布



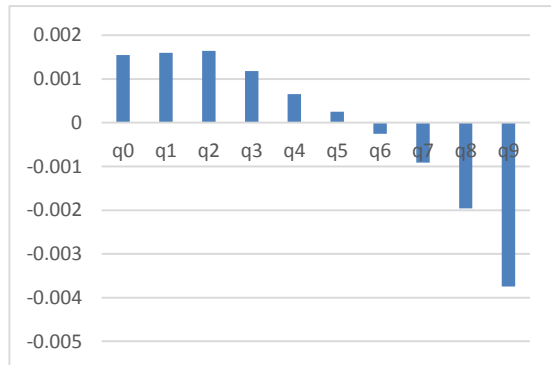
数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 9 对数平均分组收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

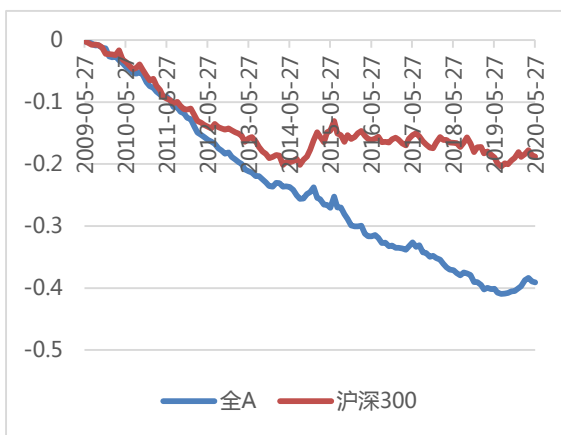
图 10 对数平均分组收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

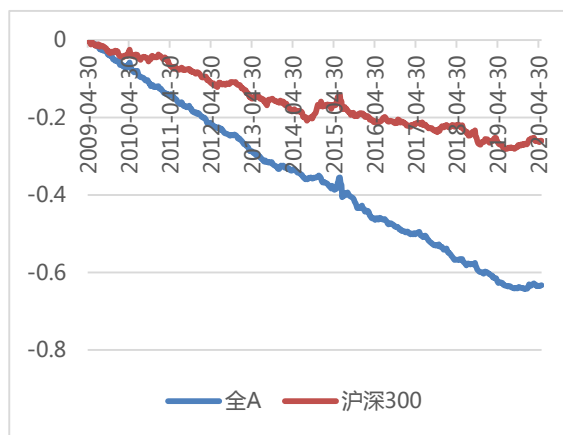
差分后的量价相关性因子在全 A 域中能提供较为稳定的增量信息，沪深 300 域中则不然。

图 11 对数累积因子收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 12 对数累积因子收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

这不禁让我们产生疑惑，是否量价相关性因子的多头部分逻辑存在问题。

这里先回顾下该因子的多头逻辑，看好的个股在上涨中锁仓惜售，在下跌中越跌越买，可能是知情资金的流入，且流入比例与背离程度成正比。这里我们认为单因子检验结果不佳可能有两个原因：

1. 噪音交易者也可能导致个股呈现量价背离形态。
2. 长时间计算窗口难以捕捉短周期事件驱动 alpha。

在笔者看来，知情资金流入（出）可分为三个方面：

1. 全市场资金流入（出），可能受整体风偏或整体政策调控影响。
2. 行业板块资金流入（出），可能受行业景气度变化或行业政策驱动影响（中长期 alpha）
3. 个股层面资金流入（出），可能受个股事件驱动或其他原因影响（中短期 alpha）。

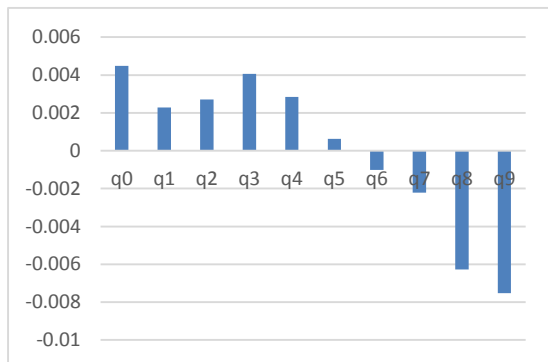
这三个方面之间并不互斥，可以互相叠加。

行业板块层面的资金流入偏向于较为中长期的 alpha，因为资金的承载量较大，且逻辑多为中长期逻辑。而后者更偏向于中短期的 alpha，因为个股资金承载量有限，且事件有很强的时效性。上文中所有量价相关性因子的计算窗口均为 20 个交易日，这一长度对于短期个股层面的资金流动显然难以准确把控，导致后续多头收益表现不佳。

为了验证这一说法，笔者使用过去 5 日的量价一阶差分序列计算量价相关性，并检验分组收益，如下图所示。可以发现，顶端收益得到显著增加，且大幅改善短周期分组单调性。

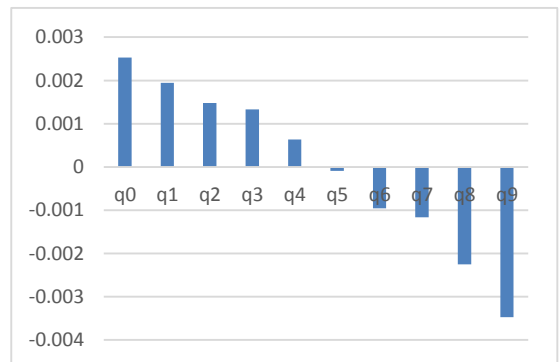
然而缩短计算窗口的处理方法是一把双刃剑，这一操作会减少因子自相关性，增加调仓的交易成本。周频调仓下，顶端年化超额收益增加 5.33%，交易成本增加 8%（按单边千二计）。所以在没有返佣及算法交易的前提下，这种做法并不可取。

图 13 对数平均分组收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 14 对数平均分组收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

3.2.2. 贝叶斯收缩改良

在上两节的分析中，我们发现对原始变量进行差分可以一定程度上改善因子表现，但仍不理想。缩短时间计算窗口可以显著改善短周期的分组单调性及顶端收益，却同时增加了交易成本。如果想从其他角度改善原始因子，势必要解决两个问题：

1. 修正噪音交易者导致的个股量价背离形态。
2. 把握基于行业板块层面的知情资金流入（出）。

这两个问题，其实是一个问题，即从知情交易者的角度看，同一行业或板块内个股资金流入（出）比例应与什么相关？

这个问题在有限的的数据下显然无法解决，但我们可以通过假设将问题简

单化，得出近似的结论。假设如下：

1. 知情交易者拥有**投研或信息优势**
2. **优势有限**，仅做到行业或板块整体判断，**没有细分到个股**
3. 知情交易者追求杠杆约束下的**收益最大化**（Frazzini 和 Pedersen（2014））

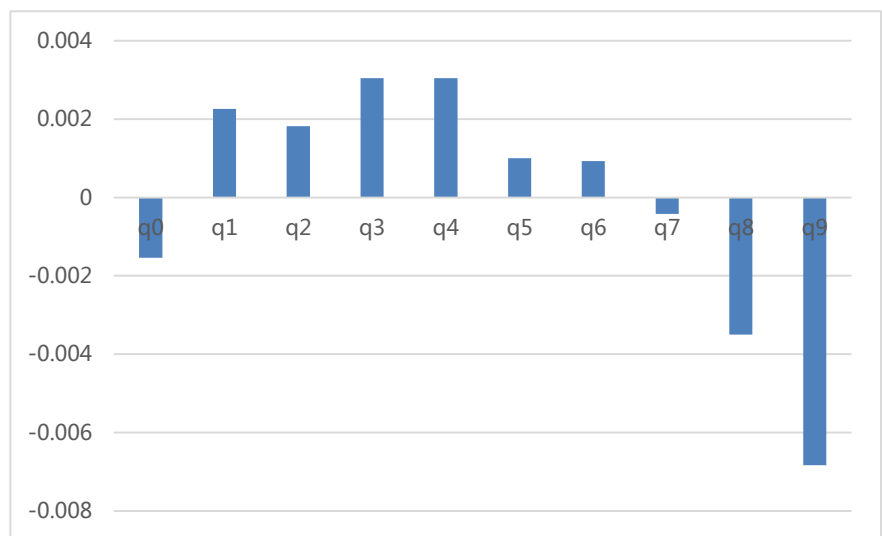
根据以上假设，可以得出结论：同一行业或板块内个股知情资金流入（出）比例应与其相对于行业或板块的波动（贝塔）成正比，即知情交易者看好某个行业或板块时，优先买入行业内相对波动大的品种，看空某个行业或板块时，也优先流出相对波动大的品种。

这即为贝叶斯收缩框架中的先验信息，个股相对于行业或板块的波动与知情交易资金流入（出）比例正相关。通过个股与其同一行业内其余个股的协方差均值的相反数来刻画这一指标。

$$\rho_i^{target} = -\frac{1}{N_{ind}} \times \sum_{j \in ind} Cov(P_i^{diff}, P_j^{diff})$$

其体现了个股的杠杆属性，由于截面上各行业涨跌不一，所以并无显著选股能力。下图展示了先验信息的分组收益，其顶端组甚至是负收益，从结果上也印证了之前的说法。

图 15 先验信息分组收益



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

整体的贝叶斯收缩框架如下图所示，先验信息为个股相对于行业或板块的波动与知情交易资金流入（出）比例正相关，这一结论是基于假设的，所以存在设定偏差。统计信息为个股的一阶差分量价相关性系数，由于噪音交易者的存在，导致存在估计误差。

最终经贝叶斯收缩得到新量价相关因子可表示为：

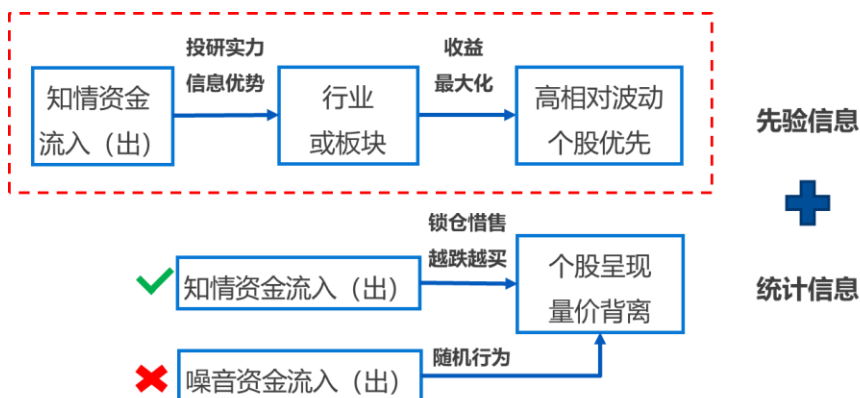
$$\rho_i^{target} = -\frac{1}{N_{ind}} \times \sum_{j \in ind} Cov(P_i^{diff}, P_j^{diff})$$

$$\rho_i^{sample} = corr(P_i^{diff}, V_i^{diff})$$

$$\rho_i^{shrink} = \alpha \rho_i^{target} + (1 - \alpha) \rho_i^{sample}$$

这里我们认为先验信息和统计信息同等重要，即 $\alpha = 0.5$ 。后续可以结合知情概率更替为动态压缩强度。

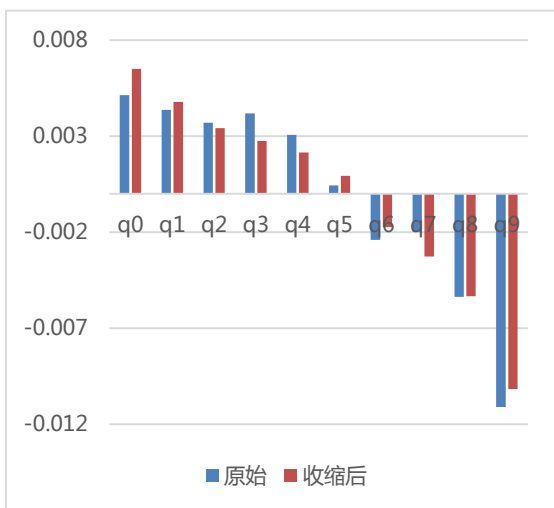
图 16 贝叶斯收缩框架



数据来源：国泰君安证券研究

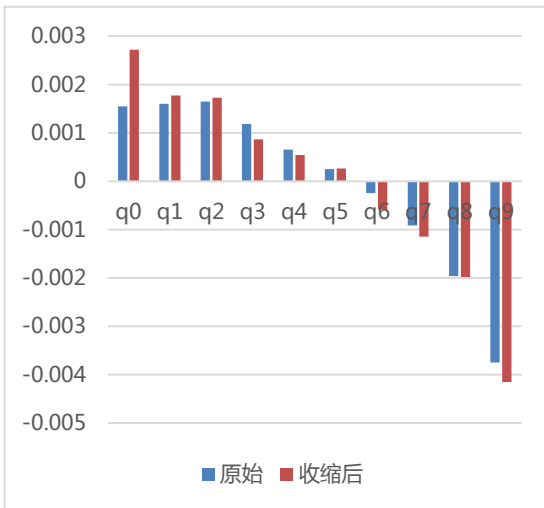
接下来对收缩后的量价相关性因子进行检验。首先为分组单调性，可以发现，新因子无论是周频还是月频均呈现良好的单调性，顶端收益得到大幅提升，且无论是全 A 还是沪深 300 成份股中因子收益均表现稳定。

图 17 对数平均分组收益（月频）



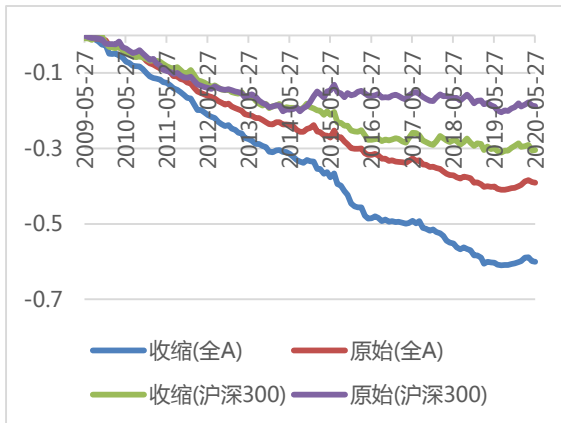
数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 18 对数平均分组收益（周频）



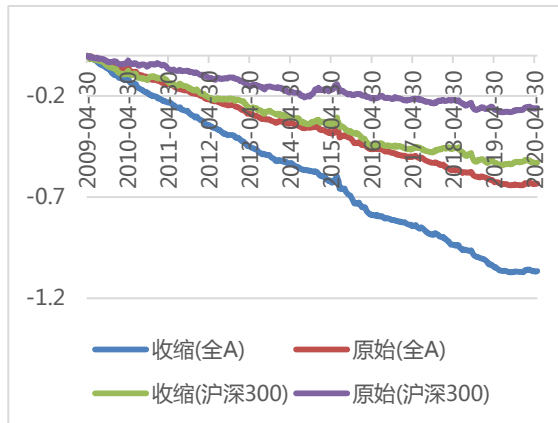
数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 19 对数累积因子收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 20 对数累积因子收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

量价因子一般呈现较高的相关性，这里列举了较为基础的量价因子，分别为**反转**，**波动率**，**异质波动率**，**换手率**以及**非流动性因子**。下图为各因子经市值行业中性化后的截面相关性，收缩后的量价相关性因子仅与反转因子有一定的相关性。

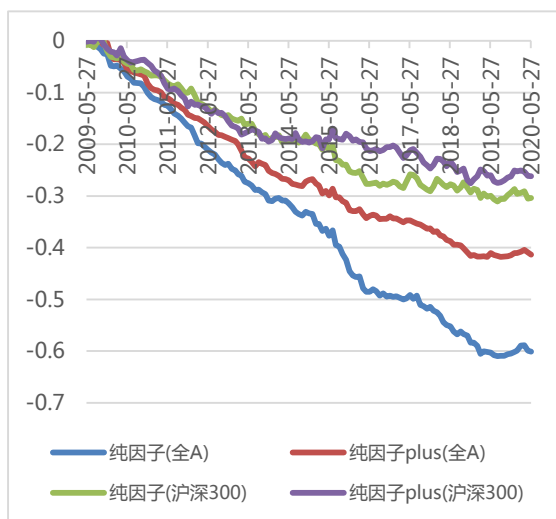
图 21 因子截面相关性

	反转	波动率	异质波动率	换手率	非流动性	ρ
反转	1.00	0.19	0.30	0.11	0.02	0.36
波动率	0.19	1.00	0.79	0.61	-0.13	-0.18
异质波动率	0.30	0.79	1.00	0.51	-0.11	0.14
换手率	0.11	0.61	0.51	1.00	-0.38	-0.06
非流动性	0.02	-0.13	-0.11	-0.38	1.00	-0.02
ρ	0.36	-0.18	0.14	-0.06	-0.02	1.00

数据来源：Wind，国泰君安证券研究

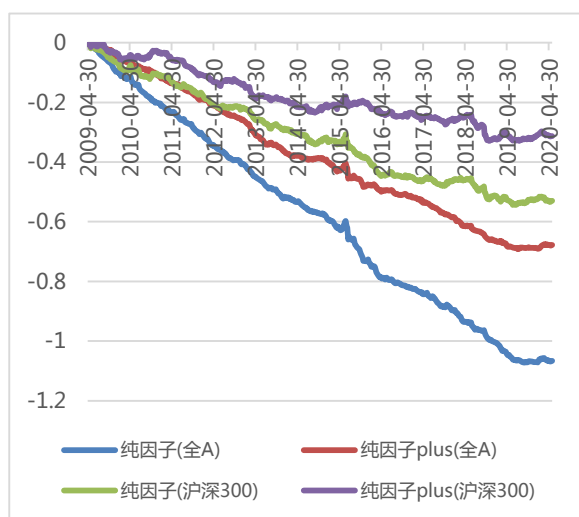
在原有纯因子组合的基础上进一步添加基础量价因子暴露为 0 的约束条件。进一步纯化后的因子收益如下图所示：

图 22 对数累积因子收益（月频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

图 23 对数累积因子收益（周频）



数据来源：Wind，国泰君安证券研究

可以发现，因子组合层面上，进一步纯化后的因子收益无论在全 A 还是沪深 300 域中，以及不同频度下，均具有稳定的增量信息。

4. 总结

多因子选股流程中，因子构建是最重要的模块。若采用线性合成，对因子的分组单调性有较高要求。然而在因子研究的过程之中，往往会发现

不少因子的 IC 及 ICIR 表现优异，分组单调性却表现较差，收益多来源于空头，这一现象在量价类因子中尤为常见。

本研究借用贝叶斯收缩（Bayesian Shrinkage）的思想，建立因子改良框架。将先验信息和统计信息相结合，并以量价相关性因子为例，介绍这一框架的使用流程。

框架的流程为 --> 原因子**多头逻辑** --> 合理假设下的**先验信息** --> 加权收缩。

在本例中，量价相关性因子的多头逻辑在于呈现量价背离形态的个股可能有知情资金买入或锁仓。然而这一现象也可能由噪音资金的随机行为导致，所以存在估计误差，是为**统计信息**。

在知情资金具有**投研或信息优势**，且追求**收益最大化**的前提下，我们认为同一行业或板块内个股知情资金流入（出）比例应与其相对于行业或板块的波动（贝塔）成正比。它呈现的是个股的一种杠杆属性，从逻辑和结果上并无显著的多头预测能力。

但将其作为**先验信息**去修正量价相关性因子的行业内排序后，可显著提升后者多头预测能力，这就是贝叶斯收缩的核心思想。

原始量价相关性因子经市值行业中性化后，十分组第一组超额年化收益为 3.65%（月频），2.42%（周频）。经贝叶斯收缩后的量价相关性因子超额年化收益显著提高，分别为 8.11%（月频），15.18%（周频），且分组单调性得到明显改善。

在后续的研究中，我们将对压缩系数进行更深入的研究，以及展示其他因子的改良成果。

本公司具有中国证监会核准的证券投资咨询业务资格

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或相当的专业胜任能力，保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，本报告清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

免责声明

本报告仅供国泰君安证券股份有限公司（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本公司的当然客户。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。

本报告的信息来源于已公开的资料，本公司对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌。过往表现不应作为日后的表现依据。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保持在最新状态。同时，本公司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。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投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也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。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。

本公司利用信息隔离墙控制内部一个或多个领域、部门或关联机构之间的信息流动。因此，投资者应注意，在法律许可的情况下，本公司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或期权并进行证券或期权交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。在法律许可的情况下，本公司的员工可能担任本报告所提到的公司的董事。

市场有风险，投资需谨慎。投资者不应将本报告作为作出投资决策的唯一参考因素，亦不应认为本报告可以取代自己的判断。在决定投资前，如有需要，投资者务必向专业人士咨询并谨慎决策。

本报告版权仅为本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、发表或引用。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，并注明出处为“国泰君安证券研究”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

若本公司以外的其他机构（以下简称“该机构”）发送本报告，则由该机构独自为此发送行为负责。通过此途径获得本报告的投资者应自行联系该机构以要求获悉更详细信息或进而交易本报告中提及的证券。本报告不构成本公司向该机构之客户提供的投资建议，本公司、本公司员工或者关联机构亦不为该机构之客户因使用本报告或报告所载内容引起的任何损失承担任何责任。

评级说明

1. 投资建议的比较标准

投资评级分为股票评级和行业评级。以报告发布后的 12 个月内的市场表现为比较标准，报告发布日后的 12 个月内的公司股价（或行业指数）的涨跌幅相对同期的沪深 300 指数涨跌幅为基准。

2. 投资建议的评级标准

报告发布日后的 12 个月内的公司股价（或行业指数）的涨跌幅相对同期的沪深 300 指数的涨跌幅。

	评级	说明
股票投资评级	增持	相对沪深 300 指数涨幅 15%以上
	谨慎增持	相对沪深 300 指数涨幅介于 5%~15%之间
	中性	相对沪深 300 指数涨幅介于-5%~5%
	减持	相对沪深 300 指数下跌 5%以上
行业投资评级	增持	明显强于沪深 300 指数
	中性	基本与沪深 300 指数持平
	减持	明显弱于沪深 300 指数

国泰君安证券研究所

	上海	深圳	北京
地址	上海市静安区新闻路 669 号博华广场 20 层	深圳市福田区益田路 6009 号新世界商务中心 34 层	北京市西城区金融大街 28 号盈泰中心 2 号楼 10 层
邮编	200031	518026	100140
电话	(021) 38676666	(0755) 23976888	(010) 59312799
E-mail:	gt_jaresearch@gt.jas.com		