

因子估值在A股市场是否有效？从因子估值到因子换手率的因子择时

核心结论

因子估值体系的有效性在业界具有广泛争议

因子估值体系是业界经常讨论的一种因子择时方法论，该方法论认为应该将不同因子类比指数，从估值的角度对不同因子进行分析和判断。但该思想在国外各大机构存在广泛争议，Research Affiliates的Arnett是该方法的拥趸，AQR的Asness认为该方法会在估值因子上过多暴露，从而带来不稳定。

A股市场基于PB因子的因子估值具有预测能力

本报告基于PB因子检验了A股市场的因子估值现象，发现对于各大类因子的当期因子估值与未来收益具备一定的负相关性，即**因子估值越低，未来收益越高**。其中对于价值、换手与波动这三类因子该现象更为明显。而如果从1个月的时间维度来看，所有的大类因子均与未来收益负相关，这表明以一个月时间维度，因子估值对未来收益有一定的预测能力。

因子估值体系的有效性取决于PB因子的有效和因子间相关性

本报告从大类因子的角度，测试了因子估值在不同大类因子内的有效性。核心思想为：因子估值越低，因子权重越高。发现对于不同类别的大类因子，其择时效果会有差异。**对于价值、成长与质量因子，其择时效果更好。而对反转、换手、波动类因子，择时效果相对更差**。这背后的核心原因是**因子相关性**。在剔除因子相关性后，基于因子估值的择时效果有了显著提升。同时因子估值择时的有效性取决于PB因子自身的有效性，其最终结果是加大了对PB因子的暴露。

换手率因子作为衡量因子能够带来显著超额收益

我们借鉴J.P.Morgan的Factor on Factor的思路，从PB因子过渡到换手率因子，并基于换手率构建了基于因子换手率的择时策略。该策略在多空收益和纯多头收益内均战胜了等权组合。以多头策略为例，该策略相对于全市场等权的**年化超额收益为12.57%，最大回撤仅1.93%，信息比率2.45**，显著优于等权组合（10.19%、-3.48%、1.89）。

剥离掉换手率因子后，该超额收益仍然存在

由于换手率因子的长期有效性，很可能该策略的收益正是加大了换手率暴露所得来的。所以本报告对换手率因子的暴露进行剥离后重新测试了策略的效果：发现在剥离掉换手率因子的暴露后，该策略仍能战胜等权组合，说明**该择时策略并不是通过加大换手率的暴露实现超额收益，而是基于不同因子的换手率特性所实现的**。

金融工程研究

丁鲁明

dingluming@csc.com.cn

021-68821623

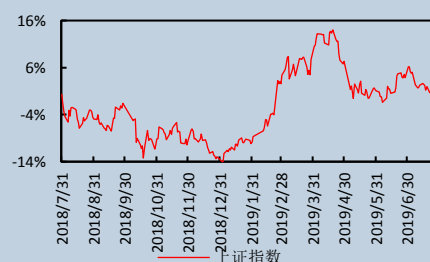
执业证书编号：S1440515020001

研究助理：胡一江

huyijiang@csc.com.cn

发布日期：2019年7月31日

市场表现



相关研究报告

- 19.07.12 【中信建投金融工程】：基于市场羊群效应对应的股票 alpha 探究
- 19.05.22 【中信建投金融工程】：量化视角下的信用+货币周期与资产配置
- 19.05.22 【中信建投金融工程】：科创板发行制度解析及上市表现猜想——来自海内外的经验

目录

一) 引言	1
二) 因子估值角度下的因子表现	2
2.1、因子估值的定义	2
2.2、因子估值历史表现	2
2.3、因子估值与未来收益	4
三) 因子估值的实际有效性分析	4
3.1、大类因子内的择时	5
3.2、大类因子内择时的总结	8
3.3、因子相关性带来因子估值择时的失效	9
3.4、对因子估值择时的改进	10
3.5、因子估值的有效性取决于估值因子自身	12
四) 基于因子估值的改进：从因子估值到因子换手率	13
4.1、A 股市场换手率因子长期有效	13
4.2、因子换手率的计算与分析	14
4.3、基于因子换手率的因子择时策略构建	17
五) 基于因子换手率的因子择时策略效果分析	18
5.1、多空收益表现	18
5.2、全市场超额收益表现	19
5.3、剥离换手率因子暴露后的策略表现	21
六) 总结	23
参考文献	24

图表目录

图 1：盈利、成长、质量因子的历史因子估值	3
图 2：反转、换手、波动因子的历史因子估值	3
图 3：各大类因子估值与未来收益的相关性	4
图 4：盈利因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）	5
图 5：成长因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）	6
图 6：反转因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）	7
图 7：质量（左）、换手（右）因子择时的历史表现	8
图 8：波动因子择时的历史表现	8
图 9：基于因子估值的择时策略表现	11
图 10：PB 因子历史表现（左）与 PB 因子年度多空收益差（右）	12
图 11：因子估值体系出发的改进思想	13
图 12：1 个月换手率因子历史表现（左）与其历史 IC 序列（右）	14
图 13：盈利、成长、质量因子的换手率历史序列	15
图 14：反转、换手、波动因子的换手率历史序列	16

图 15: 反转、换手、波动因子的换手率历史序列.....	16
图 16: 基于因子换手率的因子择时策略表现（多空收益）	18
图 17: 基于因子换手率的因子择时策略表现（全市场）	20
图 18: 大类因子权重波动情况（全市场）	21
图 19: 剥离换手率因子后的因子择时策略表现（全市场）	22

表 1: 海外不同机构对于因子择时的观点	1
表 2: 盈利因子内择时的收益统计	5
表 3: 成长因子内择时的收益统计	6
表 4: 反转因子内择时的收益统计	7
表 5: 不同大类因子的择时效果比较	9
表 6: 不同大类因子与 PB 因子的相关性	9
表 7: 反转因子与 PB 因子的相关性	10
表 8: 所选因子	10
表 9: 因子估值择时策略的统计	11
表 10: 各类因子与 PB 因子收益的相似性	13
表 11: 换手率因子多空收益差	14
表 12: 所选因子及其分类（绿：与因子换手率负相关，红：与因子换手率正相关）	18
表 13: 基于因子换手率的因子择时策略统计（多空收益）	19
表 14: 复合因子&等权因子与换手率因子的相关性	19
表 15: 基于因子换手率的因子择时策略统计（全市场）	20
表 16: 剥离换手率因子后的因子择时策略统计（全市场）	22

一) 引言

择时以及风格轮动一直都是获取超额收益的重要研究方向之一。对于量化多因子模型，这一问题一般就能归纳为因子择时。因子择时的思路主要有两种：基于外生变量的因子择时，以及基于因子数据自身的因子择时。

基于外生变量的因子择时一般会从不同模型出发，尝试寻找外生变量对因子的解释力度。我们在 2018 年 6 月以及 2019 年 1 月的两篇报告：《宏观变量控制下的有效因子轮动》、《市值因子择时》就是从宏观变量的角度出发分别尝试对不同的 alpha 因子和风格因子中的市值因子进行择时。

而基于因子数据自身的因子择时，最具代表性的就是传统的因子动量：即根据不同因子过去一段时间的因子收益率或因子 IC (IC_IR) 来给因子进行赋权。对于因子择时是否有效，Jennifer Bender 展示了它的魅力：他在 The promises and pitfalls of factor timing 中假设每一期都能正确择时的情况下，带来的年化收益会显著高于市场组合 (27.4% VS 5.2%)。

表 1：海外不同机构对于因子择时的观点

机构	观点
Research Affiliates: Arnott	Factor valuation 是有效的: buy low and sale high
AQR: Asness	Factor valuation 无效, Factor momentum 有效
MSCI	Factor Crowding Model: 结合因子动量&因子估值
J.P.Morgan	Factor on factor: 用因子选因子

资料来源：中信建投证券研究发展部

从因子自身数据出发的因子择时存在一种逻辑清晰但争议颇大的方法：因子估值，即使用因子当前的估值来评判目前因子的便宜与否。对于便宜的因子应进行超额配置，而对估值较高的因子进行低配。Research Affiliates 的 Robert Arnott 就是这种方式的拥趸，他在多篇文章中均对因子估值择时方法的有效性进行了评估 (Timing 'Smart Beta' Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High! (2016)、Forecasting Factor and Smart Beta Returns (2017))，发现该方法确实具备相应的择时效果。另一边，AQR 的 Cliff Asness 则是对因子估值坚定的抨击者，他认为因子估值的有效就是建立在价值因子的有效上 (Contrarian Factor Timing is Deceptively Difficult (2017))，同时他们在全球市场也均发现了显著的动量效应，证明了因子动量是行之有效的方法 (Factor Momentum Everywhere (2019))。

Arnott 与 Asness 对因子估值的择时方法有着截然不同的看法，MSCI 却把这两种方法结合在了一起。他们从因子拥挤度的角度出发，基于因子动量、因子波动率、因子估值、单因子相关性以及卖空比率这 5 类指标，构建了因子拥挤度模型，基于此来对不同因子所处的风格进行判断 (Model Insight MSCI Integrated Factor Crowding Model (2018))。另一边，J.P.Morgan 也认为因子的估值是有作用的，不过他们将其概念进行延伸，从 Factor on Factor 的角度对因子择时的有效性进行了分析：即任何一个因子都可以衡量其他因子当前所处的水平，如估值、波动率、ROE 等。

A 股市场相比于海外市场有自己的特征和特殊性，本篇报告将从因子估值的角度，分析 A 股市场有效的因子择时方式；并将其延伸，通过因子换手率获得更好的择时效果。

二) 因子估值角度下的因子表现

因子估值的直观想法非常直接：对于不同的指数，我们经常考虑他们当前的估值水平，而多因子模型是将股票的收益变为不同因子的形式，那么在进行降维后的因子角度我们是不是也可以从估值出发来对因子进行判断呢？从这一角度来说考虑因子估值是很符合因子的特征的。

2.1、因子估值的定义

对于因子估值的一般定义，与指数的估值并不一致：因子的估值考虑的是因子多头与空头的估值价差。这一点主要是从因子投资的实用性角度出发考虑的，对于某一因子的追逐会体现在其多空两个层面上：推高多头估值并压低空头估值。

常用计算方法如下：

$$\text{Value Spread} = \ln\left(\frac{\text{Long}_{PE}}{\text{Short}_{PE}}\right)$$

即多头的估值与空头的估值相除取对数（一般考虑多头或空头估值的中位数）。这一做法本质上是认为因子的估值是一个均值回复过程，其分布服从相应的正态分布。

对于 PB、PS 这类因子这一算法肯定是行之有效的，而对 PE 这类负数较多的因子，我们一般的计算方法就是多头和空头的估值直接相减。

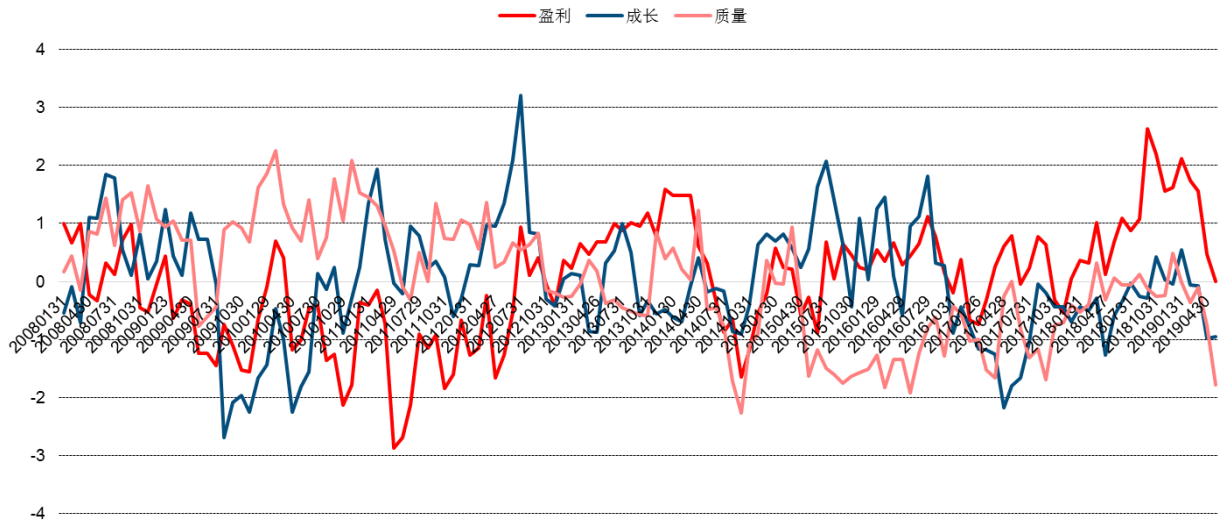
2.2、因子估值历史表现

我们在本篇报告中采用 PB 作为我们因子估值的衡量标准，同时为了对不同因子间的估值进行比较，我们将因子估值在时间序列上进行了标准化处理。

图 1 与图 2 展示了盈利、成长、质量、反转、换手和波动这六大类因子的历史因子估值的表现情况。可以很明显的发现，从这六类因子的因子估值来看，他们都符合均值回复的特征，波动基本在 2 倍标准差以内。

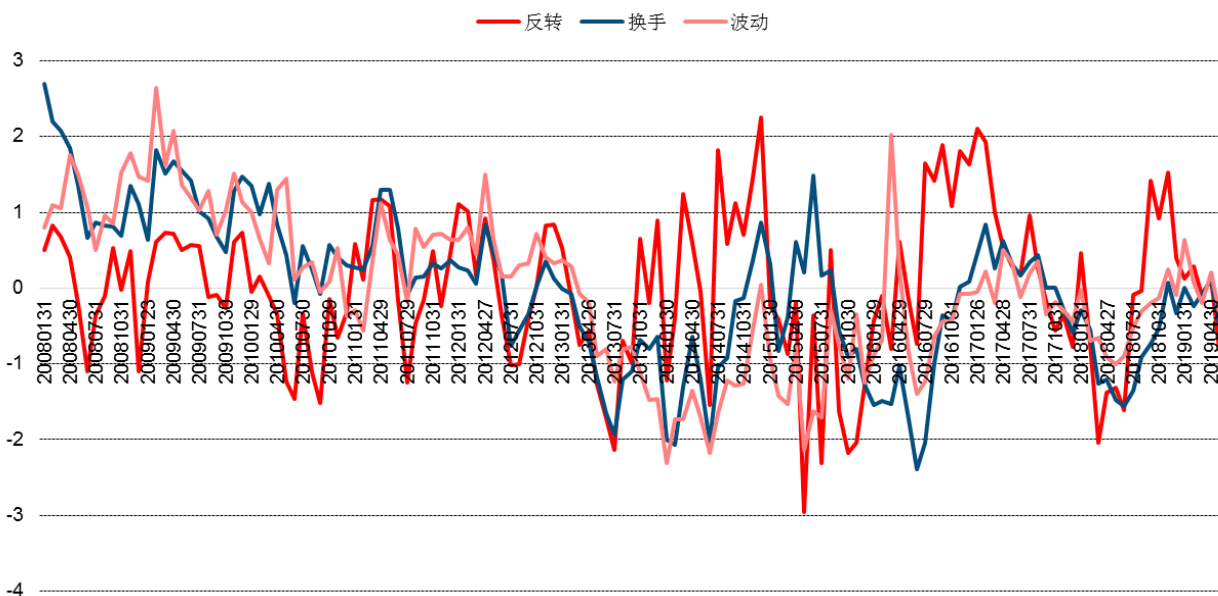
在图 1 中的盈利因子中，我们可以发现在 2017 年其估值一直在正常水平波动，而从 2018 年开始，盈利因子的估值就开始稳步抬升，一直到 2019 年 3 月均处于 2 倍标准差之上，并持续高于成长因子与质量因子的估值，而在今年 4、5 月才重新回复到 0 均值附近。但从盈利因子近年的表现来看，2017 年至今，其表现在各大类因子中一直是相对更优秀的，但从其估值表现我们可以得到结论：2017 年盈利因子的有效是由其内生增长所带来的，估值保持稳定；而从 2018 年起，盈利因子的持续有效，是由估值抬升带来的增长，其估值在近几个月才回复正常水平，但仍然高于成长与质量因子的估值。

图 1：盈利、成长、质量因子的历史因子估值



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 2：反转、换手、波动因子的历史因子估值



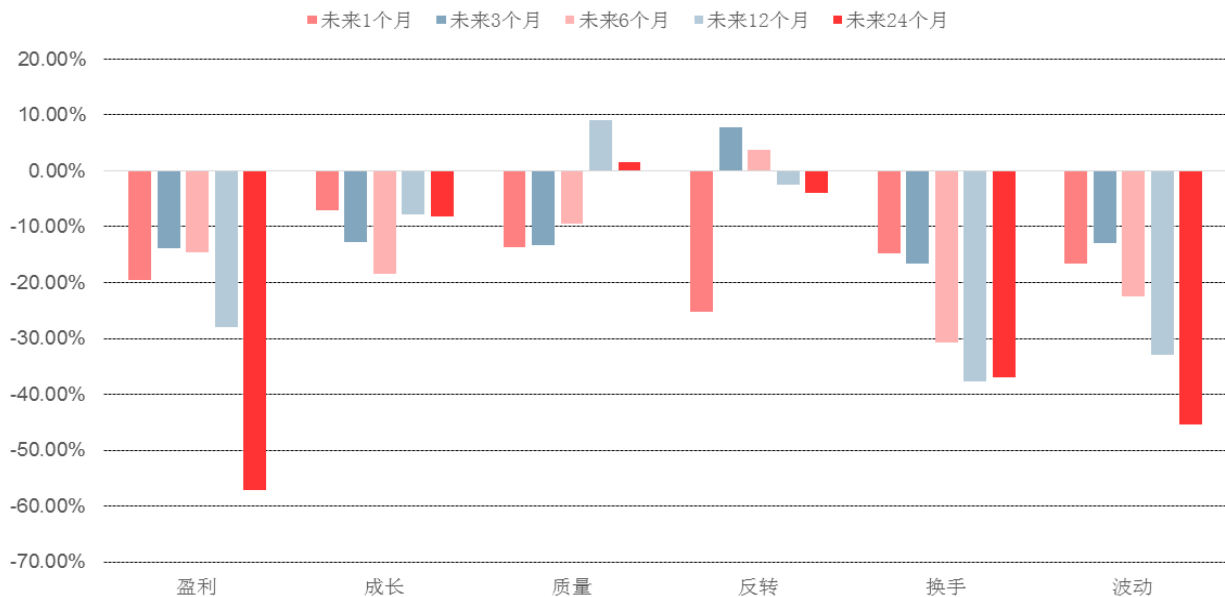
数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

另一个有效的特征是这里的反转因子：在 2015 年 7 月市场最高点时，反转因子无论是相对换手和波动因子的估值，还是整个历史区间的估值都是最低的时候，这时候去超配反转因子会是一个很好的选择。到了 2017 年，反转因子估值反而高出另两类技术因子很多，而 2017 年也恰恰是反转因子失效最为明显的一年。随着反转因子估值的达到和其他几类因子一致的水平上，2018 年起，反转因子的有效性又重新出现。

2.3、因子估值与未来收益

另一个角度衡量因子估值的有效性是从当前的估值与未来收益的相关性进行考量。我们在这里计算了当期因子估值与未来 1、3、6、12、24 个月该因子多空收益差的相关性。

图 3：各大类因子估值与未来收益的相关性



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

从图 3 我们发现很明显的特征：几乎所有的大类因子的收益与当前该因子的估值都呈现明显的负相关性，即因子估值越低，该因子未来的收益越高。其中盈利、换手和波动三类因子的相关性会随着观测的未来时间区间窗口越长，而变得越显著。对于盈利因子，其未来 2 年的因子收益与当前因子估值的负相关性能够达到 -57.15%。

如果从一个月的时间维度来看，我们发现这 6 大类因子均与未来收益为负相关的关系。这说明在一个月的时间维度上（我们常见的一个月调仓期上），因子估值是对未来收益有一定预测能力的。那这样的预测能力能否带来实际的效果呢？我们接下来就基于因子估值构建了相应的因子择时策略，来评判其效果。

三）因子估值的实际有效性分析

基于第二节的相关分析，我们发现因子估值的均值回复特性明显，且对未来收益有一定的预测能力，所以我们构建了相应的因子估值择时体系，来对因子进行赋权。部分规则如下：

1. 核心思想：因子估值越低，该因子权重越大；
2. 赋权方式：先将因子估值归一化，再直接根据其大小赋权。
3. 组合构建：基于不同因子权重构建复合因子，以复合因子的打分选股；
4. 结果展示：构建的组合为多空组合，多头为复合因子值最高的 20%，空头为最低的 20%；

5. 中性化处理：基于市值分层进行市值中心化处理；

6. 比较基准：所选因子的等权组合；

由于我们首先考虑的是基于不同因子的估值进行赋权，而如果两个不同因子自身的收益本来差距就较大的话，采用因子估值这一体系反而不具备较好的比较意义。所以我们这里衡量的是不同大类因子内部的择时表现，同一类的因子收益较为相似，我们可以很直观的假设他们的差异会出现在因子估值层面。

3.1、大类因子内的择时

3.1.1 盈利因子内的择时

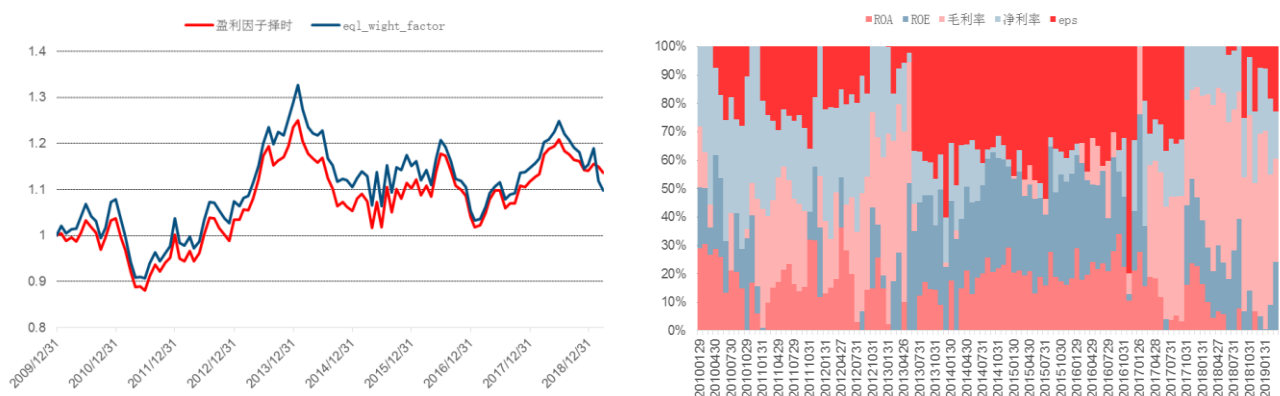
盈利因子内，我们主要考虑了以下 5 个因子：ROA、ROE、eps、毛利率、净利率。以下就是基于因子估值体系择时的效果：

表 2：盈利因子内择时的收益统计

	盈利因子择时	等权配置
年化收益率	1.39%	1.01%
IR	0.15	0.1
最大回撤	-18.61%	-22.17%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 4：盈利因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

可以看见，盈利因子的整体择时效果其实并没有显著优于其等权组合，年化收益、信息比率以及最大回撤虽然都有提升，但提升效果并不明显。图 4 的右图展示的是盈利因子内部不同因子权重波动的情况，可以看见虽然各因子由于估值的差异带来了权重的变化，但却并没有体现在因子的超额收益上。

3.1.2 成长因子内的择时

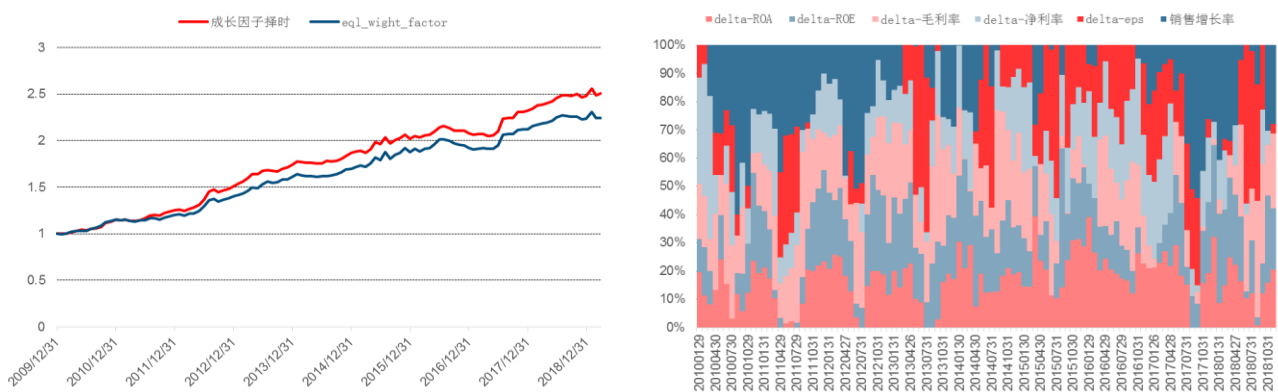
成长因子内部，我们共选取了以下 6 个因子：delta-ROA、delta-ROE、delta-毛利率、delta-eps、销售增长率。从历史表现来看，这六类因子都较为稳健。

表 3：成长因子内择时的收益统计

	成长因子择时	等权配置
年化收益率	10.45%	9.14%
IR	1.94	1.72
最大回撤	-4.71%	-5.48%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 5：成长因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

相比于盈利因子，成长因子的择时效果更为出色，在原来已有的 9.14% 的年化收益上，再次提升到了 10.45%，同时信息比率和最大回撤都有相应的提升。同时，成长因子内的权重波动也比盈利因子更大一些，如销售增长率这一因子，在 2010 年、2011 年和 2017 年均进行了超配。而在 2017 年，销售增长率和 delta-eps 因子占到了所有成长因子权重的 80%，当年实际更为有效的成长因子也是这两者。

3.1.3 反转因子内的择时

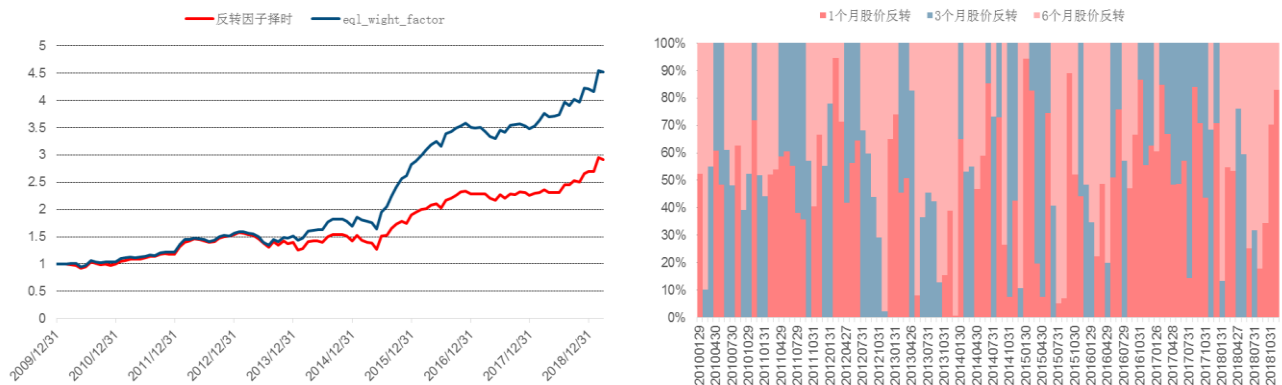
反转因子内部可选的因子会相对少一些，我们选择了 1 个月反转、3 个月反转和 6 个月反转这三个反转因子。从他们历史的绝对收益来看也有显著的规律，即 1 个月反转 > 3 个月反转 > 6 个月反转。

表 4：反转因子内择时的收益统计

	反转因子择时	等权配置
年化收益率	12.25%	17.70%
IR	0.84	1.29
最大回撤	-19.89%	-15.60%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 6：反转因子择时的历史表现（左）&权重波动（右）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

最终择时的结果也和反转因子内部的表现一致，择时的表现反而不如这三个因子等权配置的结果。从他们内部的权重波动情况可以看出，基于因子估值的择时会选择去超配 6 个月股价反转这一因子，其历史配置权重一直波动较大，最高时权重超过的 90%。但其实 6 个月反转这一因子的历史表现是明显不如 1 个月和 3 个月反转因子的，这就会导致我们择时的效果明显不如等权配置的结果。

那么为什么会去超配 6 个月反转这一因子呢？从 PB 的 P 出发也很好理解：6 个月股价反转考虑的是过去 6 个月跌的更多和涨的更多的股票，那么这两组股票的价格必然会更高（低），从而带来 6 个月股价反转这一因子的估值价差处在更低的位置，而会去更多的配置这一因子。

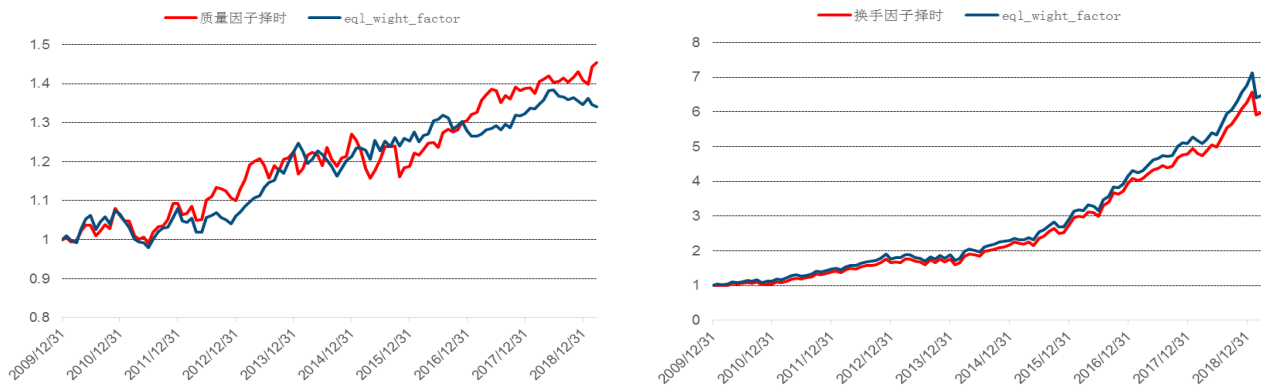
3.1.4 质量、换手、波动因子内的择时

对于这三大类因子，我们也对其大类因子内的择时效果进行的分析，具体如下：

质量因子内部主要考虑了以下几个因子：资产负债、总资产周转率、销售费用率、管理费用率、每股净资产。

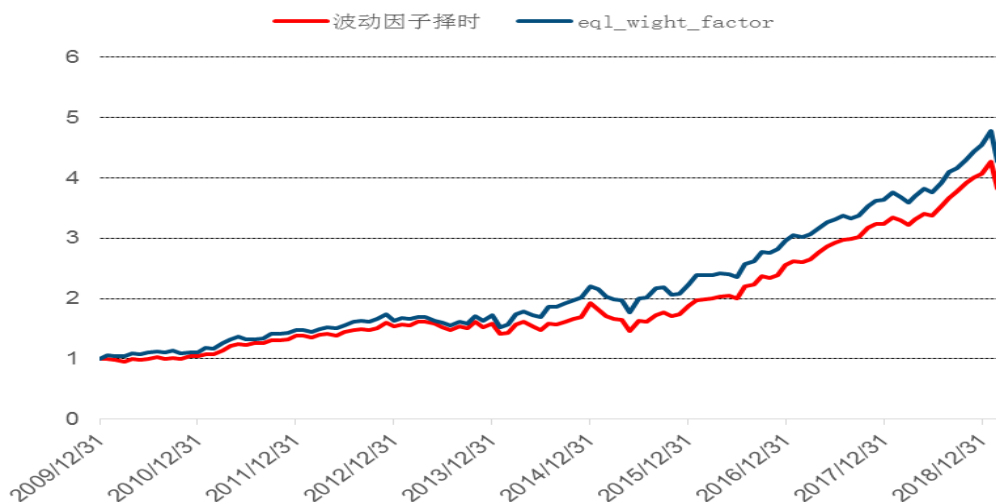
其中质量因子内的择时效果是优于其等权配置的，而换手因子和波动因子我们可以看见他们的择时效果反而不如等权配置。并且换手、波动本来也就具备了较强的有效性。

图 7：质量（左）、换手（右）因子择时的历史表现



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 8：波动因子择时的历史表现



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

3.2、大类因子内择时的总结

在 3.1 至 3.4 节，我们对不同内的大类因子的择时效果进行了回测，发现对于不同类的因子，择时效果会有明显的差异：从整体来看，价值、成长和 quality 因子的择时效果优于反转、换手和波动三大类因子。对于这三类基本面因子，其 IR 与年化收益都有提升，其中以成长因子的提升最为明显；而对另三类偏技术的因子，其效果反而不如等权配置有效，等权组合的收益都远远高于择时后的效果。

表 5：不同大类因子的择时效果比较

IR	因子估值择时	等权配置	年化收益率	因子估值择时	等权配置
价值	0.15	0.1	价值	1.39%	1.01%
成长	1.94	1.72	成长	10.45%	9.14%
质量	0.6	0.59	质量	4.13%	3.22%
反转	0.84	1.29	反转	12.25%	17.70%
换手	1.61	1.7	换手	21.33%	22.38%
波动率	1.11	1.2	波动率	15.58%	17.12%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

从上表似乎能得到一个很粗浅的结论：**基本面因子更适用于因子估值体系的择时，而偏技术的因子并不适合**。这一结论从直观上理解是合理的：基于基本面判断的投资者和机构更容易基于估值做出辅助判断，更相信估值这一体系的有效性；而从技术或交易出发的投资者对于估值的关注相对更少，反而有时估值是作为动量指标出现的。

但这一论断只是一个较为简单的结论，从经济学逻辑的角度对这一现象进行了解释。从多因子模型的角度出发，任何因子我们都将其统一看待的（标准化之后），同时我们也能从数据上找到不同因子间关联的支持。那么从多因子模型的角度出发，到底是什么原因造成了择时的效果产生差异呢？

3.3、因子相关性带来因子估值择时的失效

在这里，因子估值体系择时产生差异的主要原因来自于：**因子相关性**。

表 6：不同大类因子与 PB 因子的相关性

秩相关性	PB
价值	-19.94%
成长	-10.92%
质量	-2.35%
反转	21.81%
换手	26.82%
波动	39.42%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

表 7：反转因子与 PB 因子的相关性

秩相关性	PB
1 个月反转	8.63%
3 个月反转	17.18%
6 个月反转	24.91%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

从表 6 我们可以看出，我们这里的择时因子：PB，与六大类因子间的相关性存在显著的差异。PB 因子与价值、成长、质量因子间都是负相关的，而反转、换手和波动都与 PB 因子呈现明显的正相关性。而表 7 的结论更为明显：从 1 个月反转往上，3 个月反转、6 个月反转因子与 PB 因子的相关性依次增加。其中 6 个月反转在三者之间与 PB 因子具有最高的相关性，达到 24.91%。正因为与 PB 因子的高相关性，这也会导致在反转因子内部更容易选出 6 个月反转这一细分因子了。

因子相关性出发，这背后的逻辑也很直观：当某个因子与 PB 因子相关性偏高时，其股票的排序组合会和基于 PB 的排序组合类似。比如该因子多头组合股票的 PB 很可能也就是些高 PB 的股票，同时 PB 因子的多头组合也会在该因子上有很高的得分（暴露）。换言之，当某一因子与 PB 因子相关性偏高时，他们的股票组合会具有一致性，这时基于 PB 这一因子估值体系择时，就更容易选出那些与 PB 因子高相关的因子了。

可是我们也知道，因子间的相关性是一直存在的问题，那么怎么在因子估值的择时方式中避免高相关性的存在呢？

3.4、对因子估值择时的改进

这里我们采用了一个直接的改进方式：**加入相关性的判断阈值**。

当与 PB 因子的相关性超过阈值时，我们就认为该因子不适用这一因子估值体系的择时，不将其纳入体系进行赋权，而是统一对其赋权为等权（也可以选择剔除，我们这里考虑的是等权）。只有在与 PB 因子的相关性低于阈值时，该因子才采用因子估值体系的方式来获得权重。

从这一改进出发，我们一共考虑了以下 15 个长期有效的因子：

表 8：所选因子

delta-e ps	delta- ROE	销售 增长 率	ROE	毛利 率	eps	PB	1 个月 反转	3 个月 反转	1 个月 换手 率	3 个月 换手 率	DIF	DEA	特质 波动 率	换手 率反 转
---------------	---------------	---------------	-----	---------	-----	----	------------	------------	-----------------	-----------------	-----	-----	---------------	---------------

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

因子间相关性的阈值设定为 **0.2**，计算方式为过去 2 年（24 个月）的因子秩相关性均值。

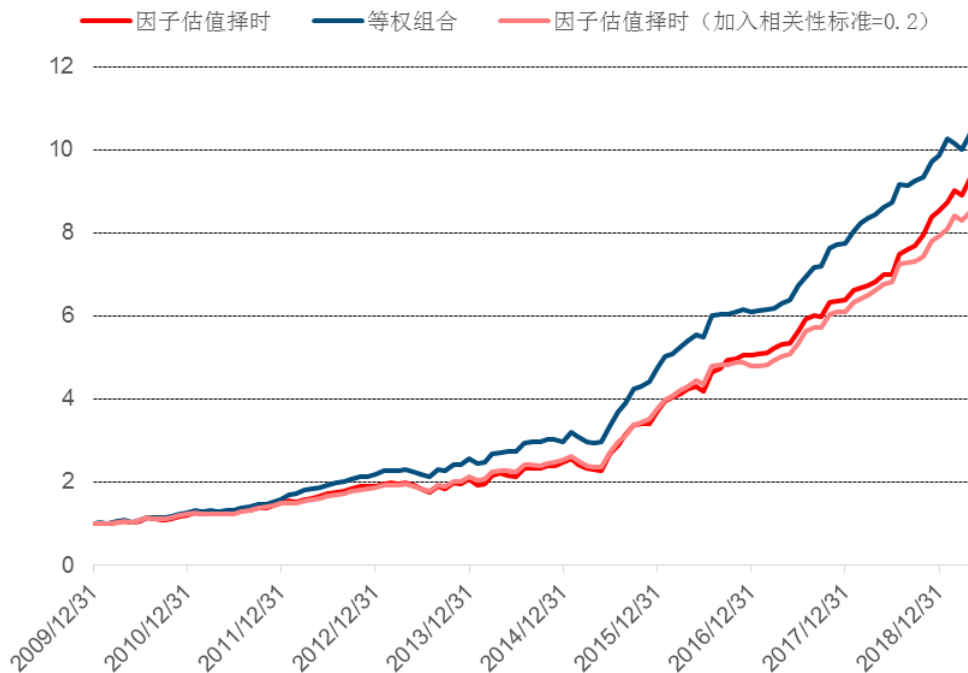
这时 PB 因子也被我们选入其中，如果不考虑相关性，那么基于因子估值体系，PB 因子一定会被赋予最高的权重（PB 因子与自身的相关性始终是 100%），但正因为我们这里对因子间的相关性进行了考虑，将其放入其

中也是一个合理的选择。

图 9 和表 8 就对比了加入相关性阈值前后的因子估值择时策略的效果。可以看见改进后策略的收益与原始因子择时的收益相当,但从各类描述性统计来看,都有明显的提升:波动率下降至 10.91%,信息比例提升至 2.36,最大回撤降至 9.45%。这也说明通过我们加入相关性筛选阈值之后,确实能够提升因子估值对不同因子的择时能力。

但我们也能发现,就算进行优化后,我们的因子估值择时策略仍没有战胜等权组合,等权组合还是具备最高的年化收益: 28.50% 及信息比率 2.66。其中在 2010 年至 2015 年,等权组合基本每年都强于因子估值体系的择时效果,而从 2016 年起,基于因子估值的择时策略逐渐开始超越等权组合的表现,从年化收益的角度每年都战胜了等权组合,其中今年截至 5 月等权组合的多空收益差为 7.58%,基于因子估值的择时收益分别为 10.93% 与 11.41%。

图 9: 基于因子估值的择时策略表现



数据来源: 中信建投证券研究发展部

表 9: 因子估值择时策略的统计

	因子估值择时	因子估值择时 (加入相关性标准=0.2)	等权组合
总收益率	844.02%	729.62%	960.69%
年化收益率	26.92%	25.70%	28.50%
年化波动率	12.33%	10.91%	10.73%
IR	2.18	2.36	2.66
最大回撤	-11.01%	-9.45%	-7.86%

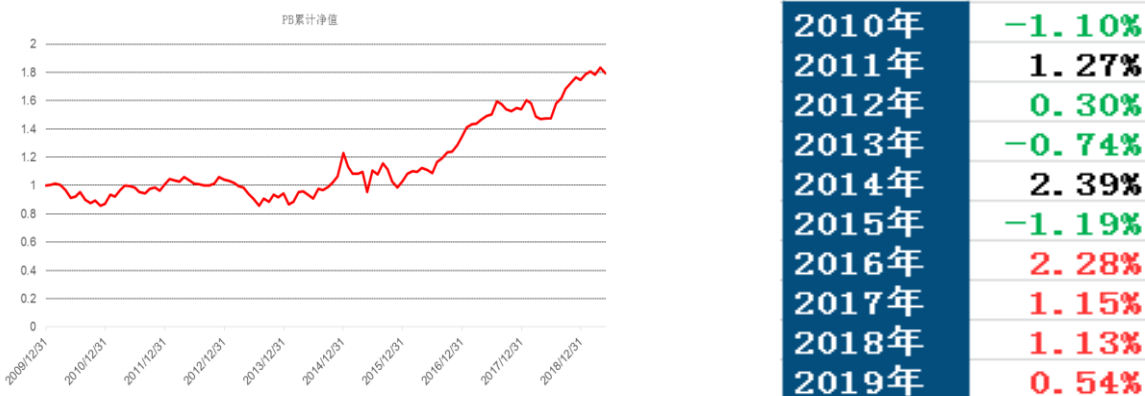
2010 年	21.17%	23.03%	27.01%
2011 年	23.19%	21.89%	24.67%
2012 年	27.63%	24.56%	38.18%
2013 年	9.08%	14.23%	16.82%
2014 年	19.80%	18.28%	16.08%
2015 年	49.48%	50.20%	60.59%
2016 年	36.04%	26.43%	28.27%
2017 年	26.25%	27.45%	26.73%
2018 年	33.34%	29.55%	27.30%
2019 年 1-5 月	10.93%	11.41%	7.58%

资料来源: wind、中信建投证券研究发展部

那么为什么会产生这样的分化呢? 因子估值体系并没有在历史区间上持续有效, 反而仅在近几年才开始逐渐有效。这背后的核心原因是 PB 因子自身所带来的。

3.5、因子估值的有效性取决于估值因子自身

图 10: PB 因子历史表现 (左) 与 PB 因子年度多空收益差 (右)



数据来源: wind、中信建投证券研究发展部

上图就给出了 PB 因子的历史表现, 可以看见 PB 因子从历史上来看并不是稳定有效的因子。在 2010 年至 2015 年中, 仅有 2011 与 2014 年 2 年贡献了明显的正收益。而从 2016 年起, PB 因子每年均贡献超过 1% 的收益。从直观上来看, PB 因子持续有效的时间的确是与因子估值战胜等权组合的时间相符, 我们接下来也对这一相似性进行了检验。

这里我们检验的是 PB 因子与我们所构建的复合因子间的收益的相似性。当 PB 因子获得正收益, 且这里的复合因子获得正收益时, 我们才能认为基于 PB 因子的择时带来了正向的效果; 同样, 当两者均获得负收益时, 负收益的来源也会是 PB 因子。基于这一思想, 我们将复合因子与 PB 因子收益一致时记为 1, 收益反向相反时记为 0, 最后计算了复合因子和 PB 因子收益相似的胜率, 得到下表:

表 10：各类因子与 PB 因子收益的相似性

价值	成长	质量	反转	换手	波动	15 因子择时	15 因子等权
62.16%	48.65%	60.36%	66.67%	48.65%	42.34%	74.77%	59.46%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

可以很明显的发现，当我们等权配置的时候，其复合因子与 PB 因子的收益相似性为 59.46%，但基于因子估值体系择时后得到的复合因子，其与 PB 因子的收益相似性提高到了 74.77%。这说明我们这样构造的复合因子与 PB 因子收益的相关性更高，其收益是由 PB 因子更多贡献的。

从 3.3 节至本小节，我们能够发现基于因子估值体系择时的两点问题：

1. PB 因子并不是长期有效，带来因子估值择时的有效性并不持续；
2. 因子间的相关性会导致我们择时的效果产生偏移，选出那些长期与估值因子高相关的因子。

从这两点问题出发，我们尝试对这一体系进行改进，分别从这两点出发，**提出了改进建议：**

1. 之前我们均是采用估值因子作为衡量体系的标准，但我们认为首先作为衡量标准的因子必须是长期有效的，无论其是否是估值因子。我们借鉴 J.P.Morgan 对于 Factor on Factor 的思路，认为任何一个因子都可以作为我们的衡量因子来进行因子赋权；
2. 始终需要设置相关性的阈值，避免给高相关性的因子权重过高，做到分散化投资。

图 11：因子估值体系出发的改进思想



数据来源：中信建投证券研究发展部

四）基于因子估值的改进：从因子估值到因子换手率

在有了 3.5 节的考量之后，下一个问题就是：选取哪个因子来作为我们的衡量因子呢？我们在本篇报告中考虑的就是 A 股市场长期有效的：**换手率因子**。

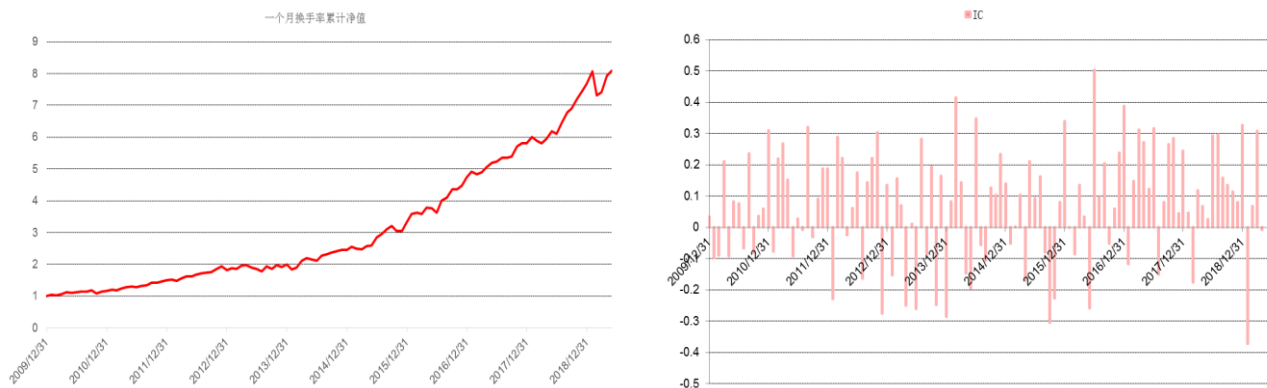
4.1、A 股市场换手率因子长期有效

换手率因子一直是 A 股市场长期有效的因子之一，从他的表现来看，2010 年起，其月度多空收益差的均值

达到 1.89%。历史上每一年都稳定贡献正收益，历史胜率 74.34%。更是在 2016 年达到 3.06% 的月度收益，年化收益 42.40%。2019 年一个月换手率因子也贡献了 6.05% 的多空收益。

从历史 IC 序列来看，一个月换手率因子的 IC 显著大于 0，历史平均 IC 为 7.24%，历史 IC 胜率 67.26%。

图 12：1 个月换手率因子历史表现（左）与其历史 IC 序列（右）



数据来源：wind、中信建投证券研究发展部

表 11：换手率因子多空收益差

	月度平均多空收益差
2010 年	1.29%
2011 年	2.20%
2012 年	1.68%
2013 年	0.86%
2014 年	1.83%
2015 年	2.64%
2016 年	3.06%
2017 年	1.75%
2018 年	2.37%
2019 年 1-5 月	1.21%
总计	1.93%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

4.2、因子换手率的计算与分析

4.1 节对换手率因子的表现总结，我们可以发现其确实满足长期有效这一特性，作为衡量因子是一个适合的因子。

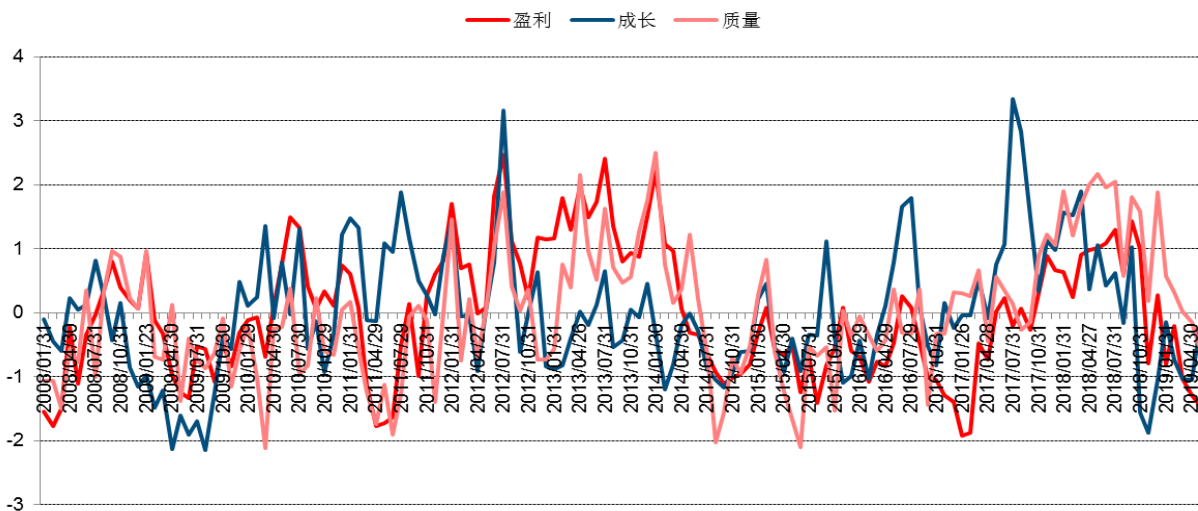
当 PB 因子作为因子估值体系的衡量因子时，我们计算出了不同因子的 PB，那现在从换手率因子出发，我们也需要计算出不同因子的换手率，即因子换手率。我们这里采用的因子换手率的计算方式与因子估值的计算

方式类似：衡量不同因子多头组合与空头组合换手率绝对值的差，即：

$$\text{Turnover Spread} = \ln\left(\frac{\text{Long}_{\text{Turnover}}}{\text{Short}_{\text{Turnover}}}\right)$$

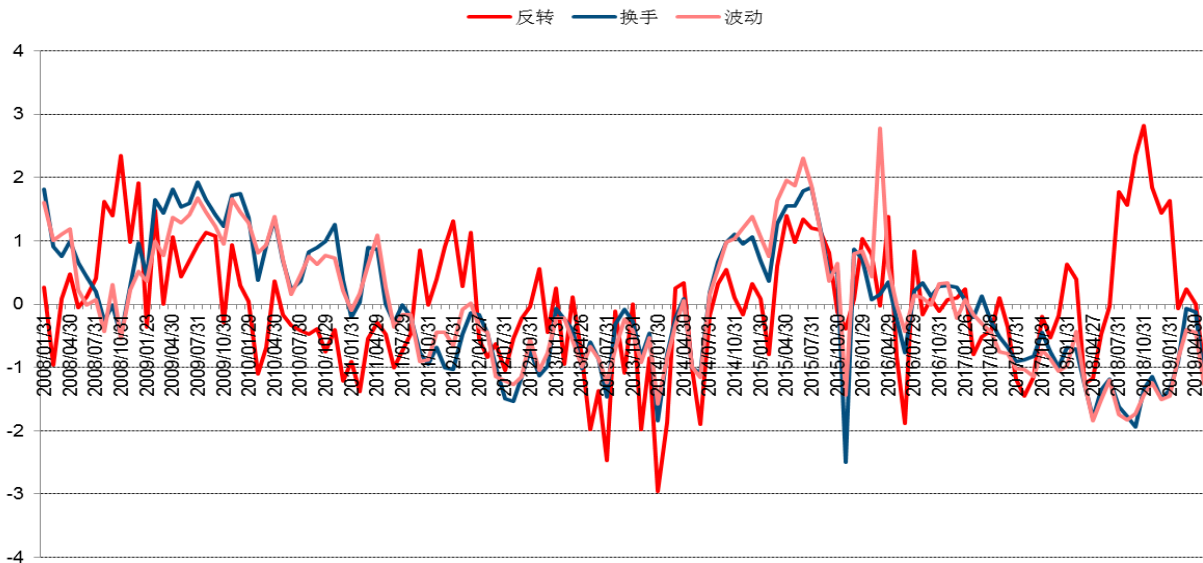
采用这一计算方式主要从 2 点出发：一是这种计算方法衡量了换手率多空的差异，对于换手率因子，其收益一部分来自多头，也有很大一部分来自空头。二是股票的换手率不存在负数，可以通过求对数的方式使数据更符合正态分布。以下就是各大类因子的因子换手率的历史表现情况，同样我们也在时间序列上进行了标准化，便于比较。

图 13：盈利、成长、质量因子的换手率历史序列



数据来源：中信建投证券研究发展部

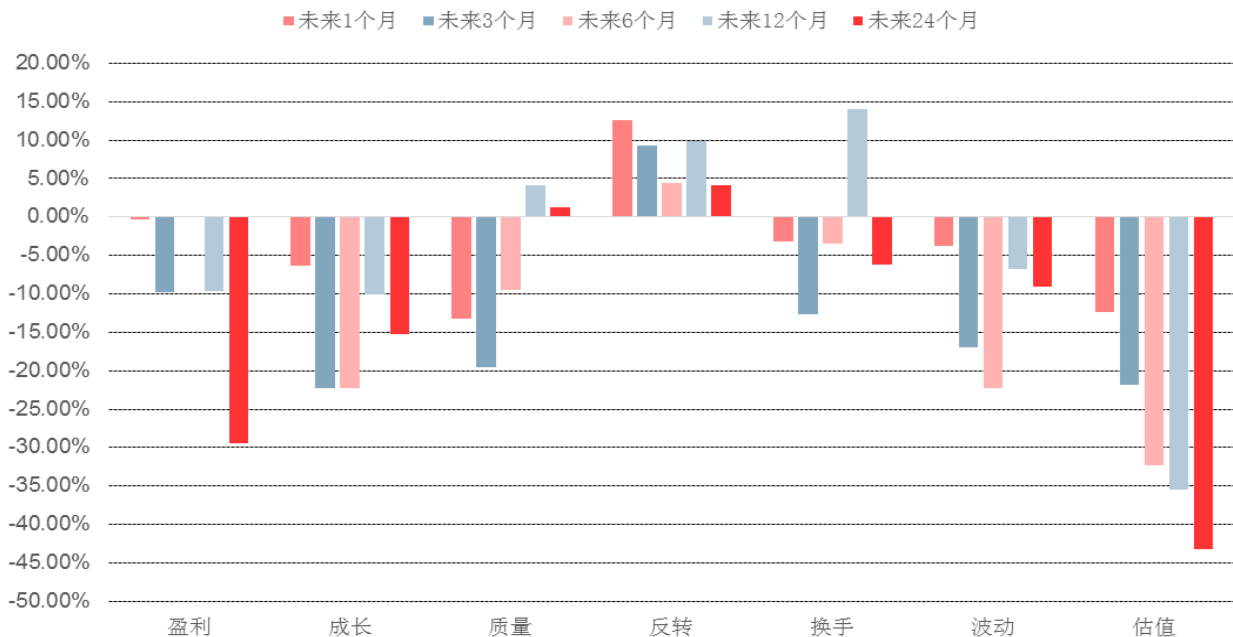
图 14：反转、换手、波动因子的换手率历史序列



数据来源：中信建投证券研究发展部

图 13、14 中，可以发现各大类因子在时间序列上确实是满足均值回复的特性。但从他们各自的历史走势上，并没有太明显的特征。似乎各大类因子的换手率并不存在换手率因子自身的特征：换手率越低，表现越好。我们这里也对各因子换手率与未来收益的相关性进行了分析：

图 15：反转、换手、波动因子的换手率历史序列



数据来源：中信建投证券研究发展部

对于盈利、成长、波动率与估值四类因子来说，其换手率确实是于未来收益呈现负相关的关系，当前的因子换手率越低，该因子的未来收益越高。其中的估值因子的效果最为明显：**随着观测时间区间的延长，估值因子的换手率和未来收益的相关性越高。**

但我们也能发现对于反转、换手这类因子，其因子换手率与其未来收益有明显的正相关。比如这里的反转因子，从未来 1 个月到未来 24 个月的收益都是和当前换手率正相关的。从反转因子的意义出发，这说明我们选出**过去跌得最多股票的换手率越高，未来的收益就会越明显。**这也和反转因子自身的逻辑相符，在图 14 中我们可以看见在 2018 年 10 月反转因子的换手率达到了历史高点，在 11 月反转因子就贡献了 6.39% 的单月多空收益。在 2019 年 2 月的表现中，市场偏好反转强、高换手的股票也是相似的逻辑。

4.3、基于因子换手率的因子择时策略构建

在因子估值体系中，我们发现几乎所有的因子 PB 均与未来收益呈现负相关：因子估值越低，未来收益越高，这与估值自身的逻辑自洽，所以我们在因子估值体系的赋权中也遵循这一原则，因子估值越低，其分配权重越高。但在上述分析中，我们发现从因子换手率的角度出发，不同因子的换手率和未来收益并不具备统一的负相关关系。

对于负相关的这类因子，当他们的多头换手率比空头换手率更低的时候，这代表市场对于多头的关注远小于空头。但从这个因子自身出发，其多头组合反而是更应被关注的，这说明此时的多头组合存在低关注与低估，未来的上涨概率更大。

对于正相关的因子，我们可以看见主要是一些技术类与交易类的因子，他们背后代表的是股票组合换手率的动量。过去受到关注的高换手组合，并且其因子多头符合其他因子的技术特征，那么他们未来具备更大的潜力上涨。

所以在从因子换手率出发时，我们将可选因子分为了两类：1. 因子换手率与未来收益负相关的；2. 因子换手率与未来收益正相关的。从这一想法出发，我们构建了基于因子换手率的因子择时策略，核心要点如下：

1. 考虑的因子仍是 3.4 节所选的 15 个有效 alpha 因子，展示在下表中；
2. 将 15 个因子分类：一类为因子换手率与未来收益负相关的，这类因子的换手率越低赋予的权重越大；另一类为因子换手率与未来收益正相关的，这类因子的换手率越高赋予的权重越大；
3. 分成的两类分别以他们所含因子个数确定该类的总权重。如第一类（正相关）共 7 个因子，则第一类（正相关）的总权重为 7/15；
4. 考虑 15 个因子与换手率因子的相关性。相关性阈值为 0.2，滚动 24 个月更新，超过该值的因子赋为等权（1/15）；
5. 基于不同因子的权重打分构建复合因子，选取复合因子值前 20% 的股票作为多头，后 20 的股票作为空头；
6. 月度调仓，不考虑交易成本；

7. 分别从多空收益，全市场多头收益两个方面分析策略的有效性。回测区间从 2011 年起。

表 12：所选因子及其分类（绿：与因子换手率负相关，红：与因子换手率正相关）

delta-e ps	delta- ROE	销售 增长 率	PB	特质 波动 率	1 个月 反转	3 个月 反转	1 个月 换手 率	3 个月 换手 率	DIF	DEA	换手 率反 转	ROE	eps	毛利 率
---------------	---------------	---------------	----	---------------	------------	------------	-----------------	-----------------	-----	-----	---------------	-----	-----	---------

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

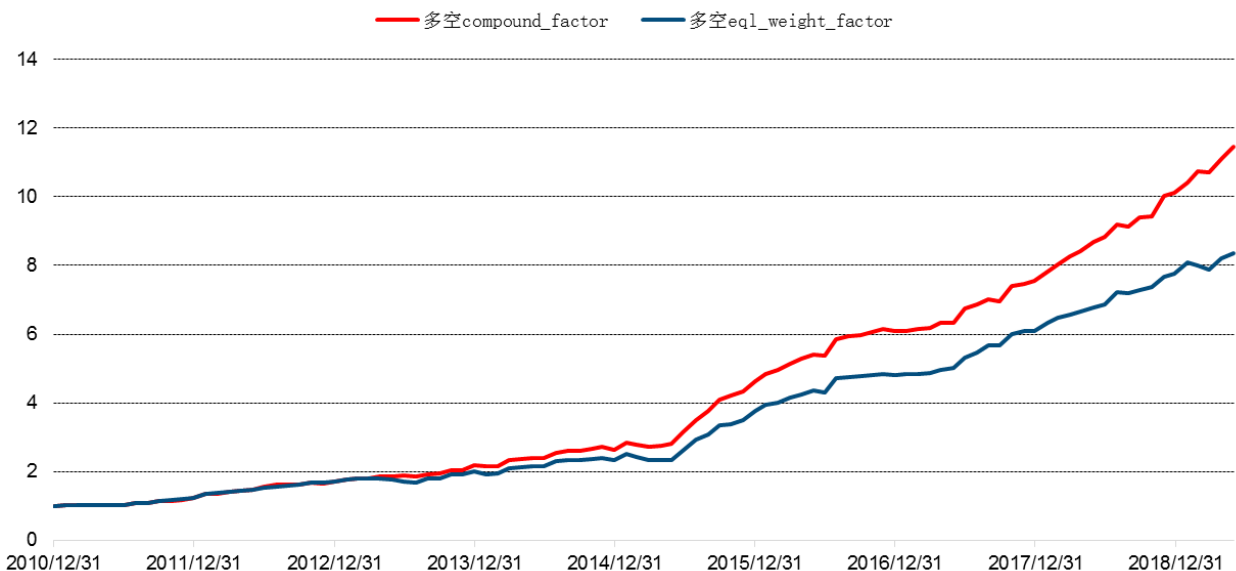
上述就是我们在 3.4 节所选同样的 15 个因子，这里我们用绿色和红色将长期来看与因子换手率正相关与负相关的因子区分开来：标绿的因子为负相关的因子，可以看见主要是一些成长和估值类的因子；标红的与换手率正相关的因子，主要以技术和交易类因子为主。这里我们可以看见盈利因子（ROE、eps、毛利率）都被分在了正相关的一组中，但其实盈利因子与换手率因子的正相关性仅有 0.26%（与未来一个月收益），对结论并无影响。

五）基于因子换手率的因子择时策略效果分析

5.1、多空收益表现

从全市场多空收益的角度来看，基于因子换手率的因子择时策略能够显著跑赢等权组合。年化收益从 28.68% 提升至 33.58%，信息比例提升到 3.46。同时 2019 年 1 月至 5 月的表现也优于等权组合（13.13% VS 7.58%）。

图 16：基于因子换手率的因子择时策略表现（多空收益）



数据来源：中信建投证券研究发展部

表 13：基于因子换手率的因子择时策略统计（多空收益）

	因子换手率择时	等权组合
年化收益率	33.58%	28.68%
年化波动率	9.71%	10.74%
IR	3.46	2.67
最大回撤	-4.09%	-7.86%
2019 年 1-5 月	13.13%	7.58%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

表 14：复合因子&等权因子与换手率因子的相关性

与换手率因子相关性	compound_factor	eql_weight_factor
2011	31.87%	36.52%
2012	39.98%	55.74%
2013	53.55%	60.39%
2014	41.39%	44.53%
2015	56.25%	58.95%
2016	34.16%	43.44%
2017	23.97%	31.14%
2018	41.91%	45.66%
2019.1-5	50.48%	58.72%
average	45.25%	50.13%

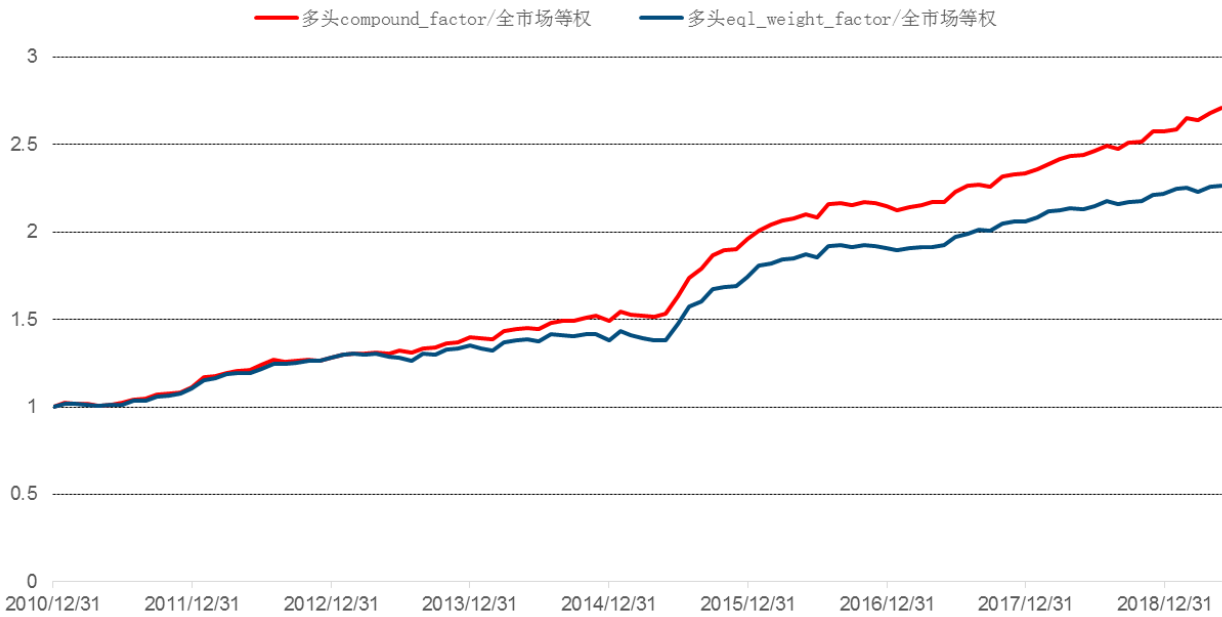
资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

同时，从我们所构建的复合因子与换手率因子的相关性分析，发现复合因子相比于等权因子，与换手率因子的相关性有了明显的下降，从 50% 下降到了 45%，说明我们基于因子换手率策略的收益并不是在换手率因子上暴露所带来的，而确实是择时所带来的收益。在 5.3 节我们也会对这一结论加以阐述。

5.2、全市场超额收益表现

如果从全市场多头角度分析，可以看见以全市场等权为基准，复合因子多头组合的表现仍然是优于等权组合的，月度胜率从 71.29% 提升到了 76.24%，最大回撤在 2% 以内，并且每年都战胜了等权组合。

图 17：基于因子换手率的因子择时策略表现（全市场）



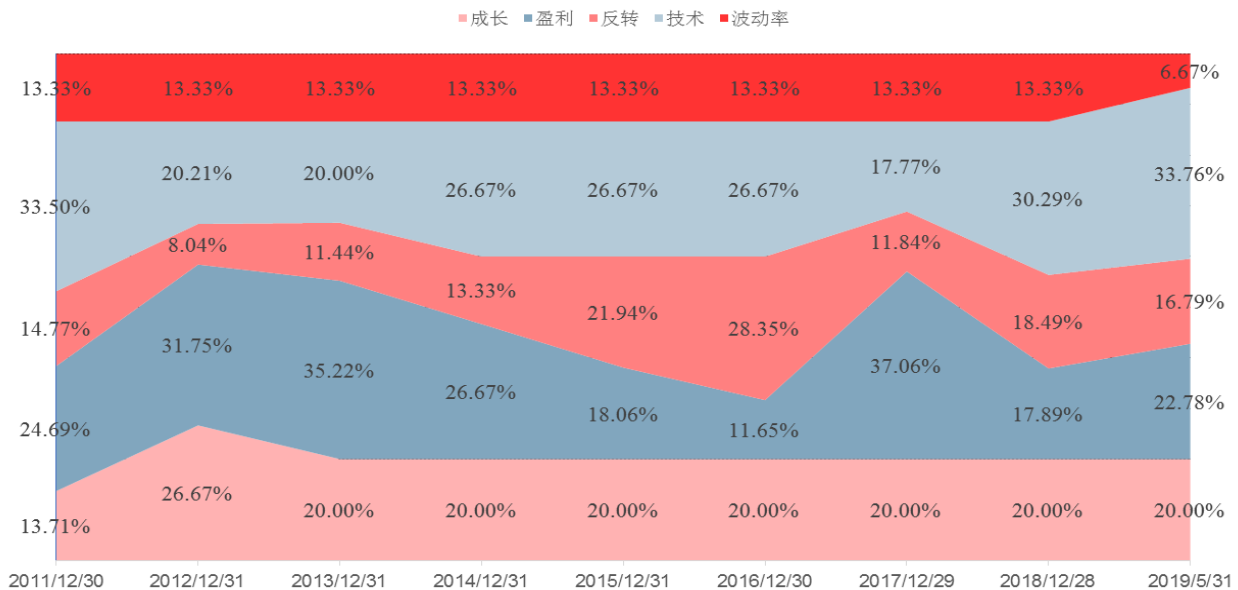
数据来源：中信建投证券研究发展部

表 15：基于因子换手率的因子择时策略统计（全市场）

	因子换手率择时	等权组合
年化收益率	12.57%	10.19%
年化波动率	5.13%	5.40%
IR	2.45	1.89
最大回撤	-1.93%	-3.48%
胜率	76.24%	71.29%
2011 年	11.05%	10.80%
2012 年	15.30%	15.67%
2013 年	9.13%	5.63%
2014 年	6.87%	2.08%
2015 年	31.31%	26.34%
2016 年	9.40%	9.24%
2017 年	8.80%	7.99%
2018 年	10.38%	7.79%
2019 年 1-5 月	5.13%	1.91%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

图 18：大类因子权重波动情况（全市场）



数据来源：中信建投证券研究发展部

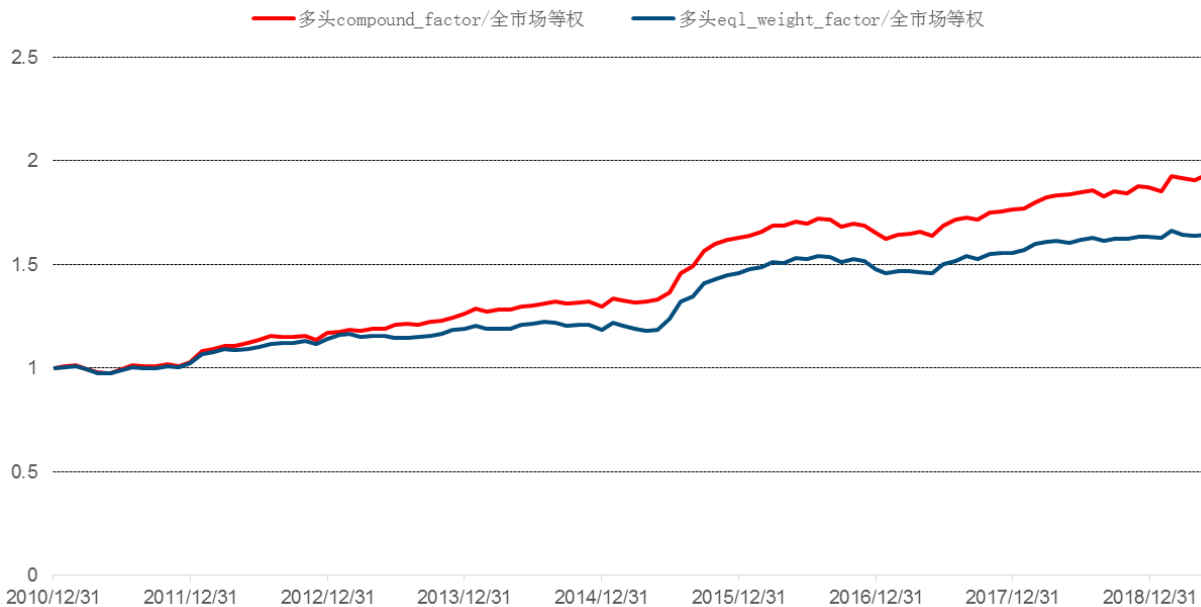
图 18 给出了各大类因子在自身因子换手率条件下的历史权重波动情况。比如其中的盈利因子，在 2012、2013 以及 2017 年均进行了超配（其均衡权重为 26.67%），而在 2015 余 2016 年有很明显的低配。反之，2015 与 2016 年，该策略对反转因子进行了超配，这也与这两年反转因子的有效性一致。这说明基于因子换手率是能够判断出不同因子的换手率水平，从而对他们进行正确的权重配置的。

5.3、剥离换手率因子暴露后的策略表现

从 3.5 节的分析中我们知道因子估值的有效取决于 PB 因子的有效，及基于 PB 因子的因子估值择时相当于加大了在 PB 因子上的暴露（我们在 3.5 节也检验了这一结论）。而我们这里选取的换手率因子一直是历史上长期有效的因子，那我们基于换手率进行择时，会不会就是加大了换手率因子的暴露呢？如果没有换手率因子，我们这样的择时是否还能战胜等权组合呢？

我们这里采用回归直接将换手率因子从我们的复合因子中剥离出去，来考察剥离后的复合因子是否仍能有效增强组合收益。为了比较，这里的等权因子组合也将换手率因子进行了剥离。

图 19：剥离换手率因子后的因子择时策略表现（全市场）



数据来源：中信建投证券研究发展部

表 16：剥离换手率因子后的因子择时策略统计（全市场）

	因子换手率择时	等权组合
年化收益率	8.12%	6.07%
IR	1.62	1.25
最大回撤	-5.44%	-5.37%
2019 年 1-5 月	5.13%	1.91%
与换手率因子的相关性	0.97%	1.74%

资料来源：wind、中信建投证券研究发展部

从上面的统计中能够得到结论：即使在剥离换手率因子后，基于因子换手率的择时策略表现仍旧优于等权因子，年化收益与信息比率均有明显提升，最大回撤保持一致。这说明基于因子换手率的择时并不依赖换手率因子的有效，其有效性是由不同因子自身的换手率特征贡献的。

六) 总结

本文主要得到以下研究结论：

因子估值是业界常用的因子择时方法论，国外对其有效性具有一定的争议。我们在 A 股市场内基于 PB 因子衡量了各因子的因子估值表现。发现对于各大类因子的当期因子估值与未来收益具备一定的负相关性，即**因子估值越低，未来收益越高**。其中对于价值、换手与波动这三类因子该现象更为明显。而如果从 1 个月的时间维度来看，所有的大类因子均与未来收益负相关，这表明以一个月时间维度，因子估值对未来收益有一定的预测能力。

我们检验了大类因子内因子估值实际的择时效果，核心思想为：因子估值越低，因子权重越高。发现对于不同类别的大类因子，其择时效果会有明显差异。**对于价值、成长与质量因子，其择时效果优于等权组合。而对反转、换手、波动类因子，择时效果反而不如等权组合**。这背后的核心原因是**因子相关性**。在剔除因子相关性后，基于因子估值的择时效果有了显著提升。

基于因子估值，我们发现因子估值的择时有效取决于两点：

一是上述的因子相关性；

二是所选衡量因子自身的有效性。**基于因子估值择时的有效，取决于 PB 因子是否有效**，这相当于加大了对 PB 因子的暴露。所以我们可以选择其他因子作为衡量因子来对其余因子进行择时。

我们借鉴 J.P.Morgan 的 Factor on Factor 的思路，基于换手率因子构建了基于因子换手率的因子择时策略，并考虑因子换手率自身的特性将因子进行分类处理。该策略在多空收益和纯多头收益内均战胜了等权组合。以多头策略为例，该策略相对于全市场等权的**年化超额收益为 12.57%，最大回撤仅 1.93%，信息比率 2.45**，优于等权组合（10.19%、-3.48%、1.89）。而在剥离掉换手率因子的暴露后，该策略仍能战胜等权组合，说明**该择时策略并不是通过加大换手率的暴露实现超额收益**，而是基于不同因子的换手率特性所实现的。

参考文献

Jennifer Bender, Xiaole Sun, Ric Thomas and Volodymyr Zdorovtsov . "The promises and pitfalls of factor timing." *The Journal of Portfolio Management* Quantitative Special Issue 2018, 44 (4) 79-92.

Robert D. Arnott, Noah Beck , and Vitali Kalesnik. "Timing 'Smart Beta' Strategies? Of Course! Buy Low, Sell High!." *Research Affiliates*.

Robert D. Arnott, Noah Beck , and Vitali Kalesnik. " Forecasting Factor and Smart Beta Returns." *Research Affiliates*.

Clifford Asness, Swati Chandra, Antti Ilmanen, and Ronen Israel. "Contrarian Factor Timing is Deceptively Difficult." *The Journal of Portfolio Management* 43(5):72-87 · March 2017.

Tarun Gupta and Bryan Kelly. " Factor Momentum Everywhere." *The Journal of Portfolio Management* Quantitative Special Issue 2019, 45 (3) 13-36.

George Bonne , et al. " Model Insight MSCI Integrated Factor Crowding Model." June 2018.

Marco Dion, Viqar Shaikh , et al. " Dynamic Factor Selection." *J.P.Morgan* June 2013.

分析师介绍

丁鲁明：同济大学金融数学硕士，中国准精算师，现任中信建投证券研究发展部金融工程团队、大类资产配置与基金研究团队总监，首席分析师。11 年证券从业，历任海通证券研究所金融工程高级研究员、量化资产配置方向负责人；先后从事转债、选股、高频交易、行业配置、大类资产配置等领域的量化策略研究，对大类资产配置、资产择时领域研究深入，创立国内“量化基本面”投研体系。多次荣获团队荣誉：新财富最佳分析师 2009 第 4、2012 第 4、2013 第 1、2014 第 3 等；水晶球最佳分析师 2009 第 1、2013 第 1 等；Wind 金牌分析师 2018 年第 2。

研究助理 胡一江：复旦大学金融硕士，2018 年加入中信建投研究发展部金融工程团队，主要从事量化选股相关研究。2018 年 Wind 金牌分析师金融工程第 2 名团队成员。

研究服务

保险组

张博 010-85130905 zhangbo@csc.com.cn
郭洁 -85130212 guojie@csc.com.cn
郭畅 010-65608482 guochang@csc.com.cn
张勇 010-86451312 zhangyongzgs@csc.com.cn
高思雨 010-8513-0491 gaosiyu@csc.com.cn
张宇 010-86451497 zhangyuyf@csc.com.cn

北京公募组

朱燕 85156403- zhuyan@csc.com.cn
任师蕙 010-8515 renshihui@csc.com.cn
黄杉 010-85156350 huangshan@csc.com.cn
杨济谦 010-86451442 yangjiqian@csc.com.cn
杨洁 010-86451428 yangjiezs@csc.com.cn

创新业务组

高雪 -86451347 gaoxue@csc.com.cn
杨曦 -85130968 yangxi@csc.com.cn
黄谦 010-86451493 huangqian@csc.com.cn
王罡 021-68821600-11 wanggangbj@csc.com.cn
诺敏 010-85130616 nuomin@csc.com.cn

上海销售组

李祉瑶 010-85130464 lizhiyao@csc.com.cn
黄方禅 021-68821615 huangfangchan@csc.com.cn
戴悦放 021-68821617 daiyuefang@csc.com.cn
翁起帆 021-68821600 wengqifan@csc.com.cn
李星星 021-68821600-859 lixingxing@csc.com.cn
范亚楠 021-68821600-857 fanyanan@csc.com.cn
李绮绮 021-68821867 liqiqi@csc.com.cn
薛姣 021-68821600 xuejiao@csc.com.cn
王定润 wangdingrun@csc.com.cn

深广销售组

张苗苗 020-38381071 zhangmiaomiao@csc.com.cn
XU SHUFENG 0755-23953843
xushufeng@csc.com.cn
程一天 0755-82521369 chengyitian@csc.com.cn
曹莹 0755-82521369 caoyingzgs@csc.com.cn
廖成涛 0755-22663051 liaochengtao@csc.com.cn
陈培楷 020-38381989 chenpeikai@csc.com.cn

评级说明

以上证指数或者深证综指的涨跌幅为基准。

买入：未来 6 个月内相对超出市场表现 15% 以上；

增持：未来 6 个月内相对超出市场表现 5—15%；

中性：未来 6 个月内相对市场表现在-5—5%之间；

减持：未来 6 个月内相对弱于市场表现 5—15%；

卖出：未来 6 个月内相对弱于市场表现 15% 以上。

重要声明

本报告仅供本公司的客户使用，本公司不会仅因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告的信息均来源于本公司认为可信的公开资料，但本公司及研究人员对这些信息的准确性和完整性不作任何保证，也不保证本报告所包含的信息或建议在本报告发出后不会发生任何变更，且本报告中的资料、意见和预测均仅反映本报告发布时的资料、意见和预测，可能在随后会作出调整。我们已力求报告内容的客观、公正，但文中的观点、结论和建议仅供参考，不构成投资者在投资、法律、会计或税务等方面的最终操作建议。本公司不就报告中的内容对投资者作出的最终操作建议做任何担保，没有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。投资者应自主作出投资决策并自行承担投资风险，据本报告做出的任何决策与本公司和本报告作者无关。

在法律允许的情况下，本公司及其关联机构可能会持有本报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或类似的金融服务。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可，任何机构和/或个人不得以任何形式翻版、复制和发布本报告。任何机构和个人如引用、刊发本报告，须同时注明出处为中信建投证券研究发展部，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和/或修改。

本公司具备证券投资咨询业务资格，且本文作者为在中国证券业协会登记注册的证券分析师，以勤勉尽责的职业态度，独立、客观地出具本报告。本报告清晰地反映了作者的研究观点。本文作者不曾也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接收到任何形式的补偿。

股市有风险，入市需谨慎。

中信建投证券研究发展部

北京

东城区朝内大街 2 号凯恒中心 B
座 12 层（邮编：100010）
电话：(8610) 8513-0588
传真：(8610) 6560-8446

上海

浦东新区浦东南路 528 号上海证券大
厦北塔 22 楼 2201 室（邮编：200120）
电话：(8621) 6882-1612
传真：(8621) 6882-1622

深圳

福田区益田路 6003 号荣超商务中心
B 座 22 层（邮编：518035）
电话：(0755) 8252-1369
传真：(0755) 2395-3859