

# 金融工程

证券研究报告

2021 年 05 月 12 日

## 组合交易策略研究：快慢因子整合和多期优化

作者

祗飞跃 分析师  
SAC 执业证书编号: S1110520120001  
difeiyue@tfzq.com

相关报告

- 1 《金融工程：用树模型提取分析师预期数据中的非线性 alpha 信息》  
2020-11-25
- 3 《金融工程：利用公司公告时的市场反应构建股票收益预测模型》  
2021-02-22

### 研究目的

传统多因子模型以单期因子分析和单期调仓为主要方式，常见的交易周期为月度。这种交易周期下，调仓策略对交易成本并不敏感；但对因子信号使用的及时性较差，例如：基本面因子变动较慢，但很多基本面的投资信号是在月中发布的。另外，月度交易方法忽略了更快的交易型因子，这实际上是一部分重要的 alpha 来源。但是，如果将交易策略设定为较短的周期，例如周度，此时交易成本则变得不可忽视。错误的交易设定，不仅无法提升收益，还有可能付出大量的交易成本。因此，如何在快慢信号的整合、alpha 信号的及时交易以及交易成本的这三者之间寻求平衡，是组合交易策略领域的重要课题。

### 研究方法

报告从快慢因子的预测周期出发，提出因子预测性随周期变化的度量方法。在此基础上，报告通过将多期预测信息融入到组合优化的方式，把常用的单期优化方法拓展到更加一般的多期优化交易策略。这种组合优化交易策略由若干超参数控制，通过调整这些超参数，可以自适应的调整交易频率，也可以自适应的调整组合对快慢因子的依赖性。投资者可以根据实际交易情况，调整超参数，以最大化费后投资收益。除此之外，这种多期优化的组合方法有很强的拓展性，投资者可以在多期优化效用函数中加入其它项目，或调整超参数的参数化方法，来达到更好的自适应性。

### 测试结果

报告将多期优化方法应用于中证 500 指数增强策略。首先报告利用常见因子，构建了低频基本面预期收益模型、低频量价预期收益模型和高频量价预期收益模型。其次，在给定组合限制条件下，报告采用网格搜索的方法测试了一种多期优化的参数化方法。通过分析测试结果发现，多期优化能够自适应的平衡快慢信号、调节策略收益与策略换手率。

**风险提示：**模型基于历史数据，模型失效风险，因子失效风险，市场环境变动风险

## 内容目录

1. 引言 .....	3
2. 单期优化策略回顾 .....	3
3. 因子多周期预测性及衰减特点 .....	4
4. 多期优化交易策略 .....	5
4.1. 策略介绍 .....	5
4.2. 应用方法示例 .....	6
5. 策略实证 .....	7
5.1. 组合限制条件介绍 .....	8
5.2. 预期收益模型介绍 .....	8
5.3. 多期优化分析 .....	9
6. 总结 .....	11

## 图表目录

图 1: 因子样本多周期预测性 .....	4
图 2: 短期预测为负+长期预测为正 .....	5
图 3: 短期预测为正+长期预测为负 .....	5
图 4: 多周期预测性示意图 .....	6
图 5: 基本面模型历史表现 .....	9
图 6: 基本面模型多周期预测性表现 .....	9
图 7: 低频量价模型历史表现 .....	9
图 8: 低频量价模型多周期预测性表现 .....	9
图 9: 高频量价模型历史表现 .....	9
图 10: 高频量价模型多周期预测性表现 .....	9
图 11: 策略累计超额收益图 .....	11
表 1: 基本面预期收益模型因子示例 .....	8
表 2: 低频量价因子 .....	8
表 3: 高频量价因子 .....	8
表 4: 预期收益模型相关性 .....	9
表 5: 不同超参数下策略费前收益和换手率表现 .....	10
表 6: 高频量价模型的平均暴露度 .....	10

## 1. 引言

在传统多因子（或预期收益模型）投资体系下，投资者以月度换仓为主流的持仓调整周期。具体来说，是以月度为周期、计算因子值，进而根据因子所给出的股票打分、结合均值方差优化器来构建投资组合。这些传统因子的构建方法多种多样，但是它们的自相关周期和预测周期都在月度以上。

随着市场的演变和低频选股因子被不断穷尽，研究者发现在已有数据中发现新的低频因子的难度逐渐加大，同时许多原有的量价类低频因子的选股有效周期逐渐缩短，这使得人们不得不转向对于高频因子的研究。但随之而来的问题在于，高频因子会导致较高的换手，高换手所带来的高交易费用是策略难以承受的。因此，如何平衡不同频率信号以及换手率之间的关系成为交易策略的一个重要研究课题。

本报告从因子（或预期收益）对股价未来多期收益预测性的变化出发，给出了一种利用多期优化构建投资组合的方法。该方法通过调整效用函数中的超参数，能够起到自动调节快慢信号在组合中占比的效果；同时，效用函数里对换手的惩罚项，能够在预期收益和换手之间起到平衡作用。然后，报告给出一种通过网格搜索、来确定优化函数中超参数的方法，并在一组由基本面预期收益模型、低频量价因子预期收益模型和高频量价因子预期收益模型所构成的 alpha 体系中进行了实证，实证证明多期优化方法可以用于不同频率因子之间、和预期收益与换手之间的平衡。

报告后面的内容安排如下：

- 第二节回顾经典单期优化策略及单期优化策略中控制换手率的方法。
- 第三节给出 alpha 信号的多期预测的衡量方法，并展示若干常见 alpha 因子的多期预测性。
- 第四节给出基于多期优化的组合构建方法。
- 第五节将多期优化组合构建方法应用于一组具体的 alpha 模型。

## 2. 单期优化策略回顾

基于 Markowitz 的均值方差理论的单期优化策略是常用的组合优化方法，本节我们回顾一下它的原理，并探讨在考虑交易费用的情况下，策略效用函数的调整方法。

假设投资期限为  $[0, T]$ ，该期限被分为  $N$  个等长的投资周期，每个投资周期的长度为  $\Delta T$ 。假设在每个投资周期起始点，股票在该周期收益的预测值（或打分分数）和预测协方差矩阵分别为  $u$  和  $\Sigma$ ，基于均值方差方法，股票的最优权重组合为如下优化问题的解：

$$\text{Maximize}_w w'u - \lambda w'\Sigma w$$

如果假设跟踪误差为  $TE$ ，那么优化问题也可以重写为：

$$\text{Maximize}_w w'u$$

并满足如下限制条件：

$$w'\Sigma w \leq TE^2.$$

进一步，考虑到交易费用的存在，我们需控制策略的换手率。假设每次调仓时，股票的即时权重为  $w^-$ ， $TO$  为目标换手率，则优化问题被写为：

$$\text{Maximize}_w w'u$$

并满足如下限制条件：

$$w'\Sigma w \leq TE^2 \text{ and } \|w - w^-\| \leq TO.$$

注意到，这种固定的目标换手率做法并不是一种自适应的做法，因此为了能够自适应的平衡预期收益和换手率，我们通常将换手率控制项放入到优化项中，那么优化问题变为：

$$\text{Maximize}_w w'u - c||w - w^-||$$

并满足限制条件：

$$w'\Sigma w \leq TE^2。$$

这里超参数  $c$  是**交易费用参数**。我们将这个单期优化方法所构成的交易策略作为**基准策略**。

值得注意以下三点：

1. 控制换手率之所以有意义，是因为我们实际交易的 Alpha 信号的预测周期要远长于  $\Delta T$ 。例如，基本面因子的预测周期至少为一个季度，远长于通常的月度和周度交易周期。如果因子的预测周期长度和  $\Delta T$  相等，则控制换手率这失去意义。
2. 交易费用参数  $c$  是一个超参数。尽管我们可以根据交易经验来预估交易成本，但是这种预估值并不一定是最优的优化参数值， $c$  的合理值可以通过历史数据测试得到。
3. 可以增加更加复杂的冲击成本函数，例如，有研究表明冲击成本和换手率之间的关系为 1.5 次方。可以把这种关系加入到效用函数之中。

### 3. 因子多周期预测性及衰减特点

根据上节最后的讨论，为了能够拓展单期优化策略，我们须对因子在不同周期上的预测性给出更加准确的刻画。

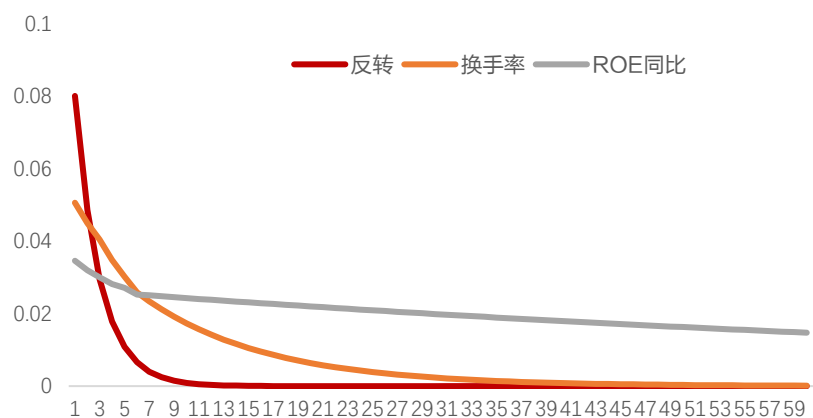
对于给定因子  $X$ ，假定我们所关心的预测期限为  $T$ 。对于任意给定  $0 \leq t \leq T$ ，假设  $r_t$  为股票在周期  $[0, t]$  上的真实收益（或经风险因子调整后的收益），我们设定一元回归：

$$r_t = a_t + b_t X + \varepsilon$$

那么，回归系数  $b_t$  衡量了因子对股票在周期  $[0, t]$  上收益的预测性。我们称曲线  $B = \{b_t | t = 1, \dots, T\}$  为因子  $X$  的样本多周期预测曲线。

通常来说，因子随着预测周期的变长、预测性在变弱，因此曲线  $B$  一般满足衰减形态。下图展示了 ROE 同比因子、60 天换手率倒序因子和 5 天反转因子的样本多周期预测曲线，估计周期为 2007 年至 2020 年，预测期限  $T$  设定为 60 个交易日：

图 1：因子样本多周期预测性



资料来源：Wind、天风证券研究所

从图中可以看出，不同因子呈现了不同的多周期预测性，其中：

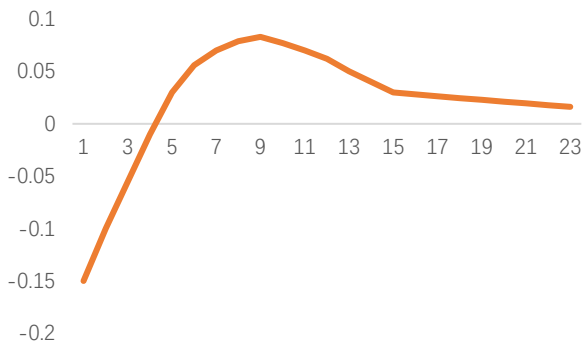
1. ROE 同比因子的预测周期最长，预测的衰减速率也最慢，能达到一个季度以上；
2. 长周期换手率因子的预测周期也很长，预测周期可达 2 个月；

3. 反转因子的预测周期很短，只有不到两周。

值得指出的是，因子的自相关性并不一定与因子的最大预测周期一致。我们可以通过 EMA 的方法提高因子的自相关性，但是因子所能预测的周期是由构成因子的信息所决定的。

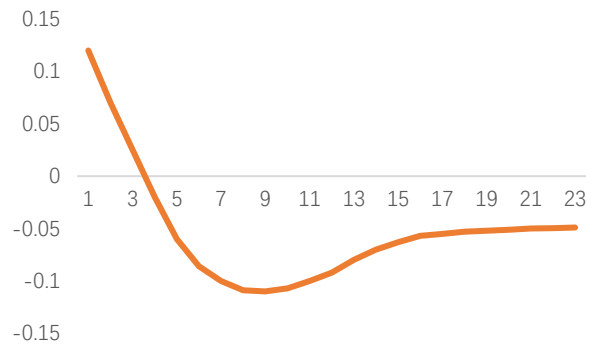
具体到个股而言，不同个股在上面三个因子的因子值是不同的，那么，不同因子值的配合导致了不同股票未来预期收益曲线的不同形态，下面是短期预期收益和长期预期收益背离的两个示例：

图 2：短期预测为负+长期预测为正



资料来源：天风证券研究所

图 3：短期预测为正+长期预测为负



资料来源：天风证券研究所

多期优化在长短期预期收益背离时尤为重要，以左图为例：

1. 若做短线交易，则预期收益曲线提示应该做空该股票；而若做长线交易，则预期收益曲线提示做多该股票。
2. 由于交易成本的存在，投资者须结合当前该股票的仓位、短周期预期收益和长周期预期综合决策，来确定当前的目标仓位。例如：假定当前持仓是多头，若交易成本很低，则应当做空该股票，之后再购回；若交易成本较高，则应该继续持有该股票。

## 4. 多期优化交易策略

我们将上一节的多周期预期收益曲线，融入到交易策略中，所构建的交易策略我们称之为多期优化交易策略。

### 4.1. 策略介绍

我们将预测期限  $T$  划分为多个部分  $[T_0, T_1, \dots, T_K]$ ，满足

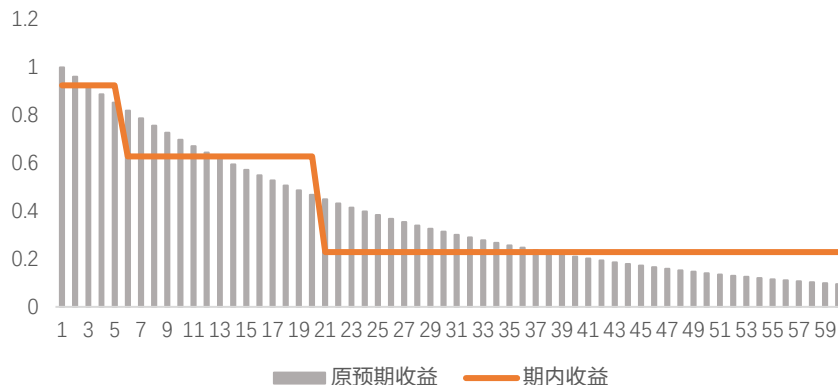
1.  $T_k < T_{k+1}$ 。
2.  $T_0 = 0, T_K = T$ 。
3.  $T_1 = \Delta T$

例如，假设周期长度为 60 个交易日，我们可将其分为  $[5, 20, 60]$  三个部分。那么，根据因子的多周期预测曲线，我们可以得到股票在周期  $[T_{k-1}, T_k]$  上的收益预测值  $u_k$ ，具体方法为：

$$u_k = \sum_{i=1}^M (b_{i,T_k} - b_{i,T_{k-1}}) X_i$$

下图是示意图：

图 4：多周期预测性示意图



资料来源：天风证券研究所

进一步，我们将未来潜在的换手纳入到优化效用函数中，可以给出如下多期优化问题的表达形式：

$$\text{Maximize}_{w_1, \dots, w_K} \sum_{k=1}^K w_k' u_k - \sum_{k=1}^K c_k \|w_k - w_{k-1}\|$$

这里  $w_0 = w^-$ ，并满足限制条件：

$$w_k' \Sigma w_k \leq TE^2, \quad k = 1, \dots, K.$$

该问题的结果为  $K$  组股票组合权重，记为  $\{w_k^* | k = 1, \dots, K\}$ ，我们取  $w_1^*$  作为多期优化策略的目标持仓权重。

我们对比一下多期优化交易策略和单期优化交易策略。

- 多期优化是单期优化的直接推广

根据上面的条件 3，单期优化策略中的预期收益  $u$  即为多期优化策略中的  $u_1$ ，所以多期优化效用函数即为：

$$w'u - c \|w - w^-\| + \sum_{k=2}^K w_k' u_k - \sum_{k=2}^K c_k \|w_k - w_{k-1}\|$$

前面部分恰好是单期优化策略的效用函数。

- 多期优化中融合了股票的多期预期收益，即：

$$\sum_{k=2}^K w_k' u_k$$

- 多期优化中综合考虑了潜在的、由周期变动而导致股票预期收益值变动所产生的换手率，即：

$$\sum_{k=2}^K c_k \|w_k - w_{k-1}\|$$

## 4.2. 应用方法示例

假设我们将最大预测周期设定为 60 个交易日，划分周期为 5、20、60。那么多期优化



的超参数个数为 3，为了简化超参数，我们设定  $c_2 = c_3 = c\rho$ ，这样多期优化的效用函数变为：

$$w'u - c||w - w^-|| + \sum_{k=2}^K w_k'u_k - c\rho \sum_{k=2}^K ||w_k - w_{k-1}||$$

我们看一下  $\rho$  这个超参数在优化效用函数中的作用：

1. 若  $\rho = 0$ ，则效用函数变为

$$w'u - c||w - w^-|| + \sum_{k=2}^K w_k'u_k$$

那么最大化上式等价于分别最大化上式的前两项之和与最后一项。由于我们最终取  $w_1^*$  作为策略的持仓权重，所以在这种情况下，后面一项的优化结果对策略来说无意义。因此，多期优化策略退化成前面所提到的、单期优化策略中的基准策略，即：

$$w'u - c||w - w^-||$$

2. 若  $\rho \rightarrow +\infty$ ，则根据惩罚项

$$c\rho \sum_{k=2}^K ||w_k - w_{k-1}||$$

可知必有

$$w_1 \equiv w_2 \equiv w_3$$

此时  $||w_k - w_{k-1}|| = 0$ 。那么效用函数变为：

$$w'(\sum_{k=1}^K u_k) - c||w - w^-||$$

于是优化问题退化成收益期限为  $T$ 、交易频率为  $\Delta T$  的单期优化问题。

由以上讨论我们可以看出， $\rho$  可作为平衡从周期为  $\Delta T$  的单期优化策略、到周期为  $T$  的单期优化的控制参数。由于长周期的收益预期值受慢因子影响较大、而短周期收益预测受快因子影响较大，所以  $\rho$  也可以看做是控制快慢策略平衡关系的超参数。

在实际应用时，我们可以通过历史仿真的方式，来确定  $c$ 、 $\rho$  两个超参数。具体方法如下：

- 利用网格搜索的方法，计算不同  $c$ 、 $\rho$  超参数下，策略的费前年化收益和换手率；
- 根据不同换手率下的交易成本模型、结合策略的费前年化收益，来确定最优的超参数。

值得注意的是，

- 超参数  $c$ 、 $\rho$  确定之后，由于这两个参数在效用函数中是自适应的惩罚项，所以如果有新的因子，无论快慢，都可以直接加入策略中进行测试，一般来说，无需重新确定参数。
- $(c, \rho)$  并不一定是最稳定的参数化形式，哪种参数化形式好是需要持续研究的方向。

## 5. 策略实证

本节我们将多期优化方法应用于中证 500 指数增强策略。

## 5.1. 组合限制条件介绍

策略限制条件如下：

- 以 5 日为交易周期，多期优化选择为三期优化，三期分别为 5、20、60；
- 跟踪误差设定为 5%；
- 行业偏差不超过 1%，size 和 bp 风格不超过 0.25 倍标准差。
- 杠杆率 95%

## 5.2. 预期收益模型介绍

我们使用三组预期收益模型：

### 1. 基本面模型

该模型由三部分组成，分别为盈利因子模型、分析师预测因子模型和业绩事件模型，模型构建方法请参见天风金工发布的报告《利用公司公告时的市场反应构建股票收益预测模型》。下表列举了模型中所使用的主要因子：

表 1：基本面预期收益模型因子示例

因子类别	因子例 1	因子例 2	因子例 3
财务类	ROE 季度值	ROE 季度同比	ROE 季度环比
分析师数据类	90 天覆盖率	90 天买入评级家数	一致预期 ROE 同比
盈利公告类	分析师超预期家数	股票跳空幅度	股票日内涨跌幅

资料来源：天风证券研究所

### 2. 低频量价模型

该模型由中长期量价风格因子构成，利用提升树模型预测收益，定期更新模型。所使用因子见下表：

表 2：低频量价因子

换手率类	波动率类	相关性类	动量类
半年换手率均值	半年波动率	半年量价相关性	半年开盘跳空之和
半年换手率标准差	半年波动率线性趋势	半年收盘价和最高价相关性	半年且扣除最近半个月的股价收益
半年换手率线性趋势	半年价格振幅	半年最高价和最低价相关性	

资料来源：天风证券研究所

### 3. 高频量价模型

该模型由短线量价因子构成，采用提升树模型预测收益，定期更新模型。所使用因子见下表：

表 3：高频量价因子

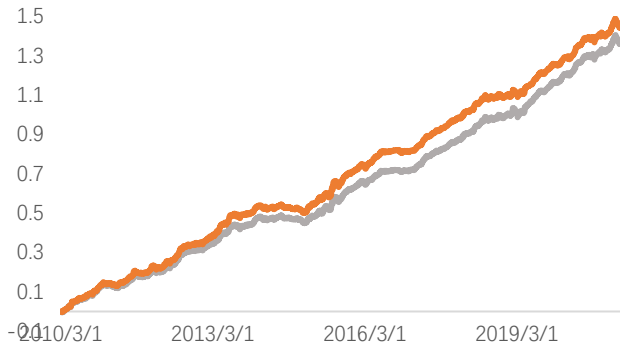
收益类	相关性类	成交量与波动率类
周度反转因子	周度开盘价与成交量相关性	周度成交量变动比率
收盘价与周均线之比	周度最高价与成交量相关性	周度日上行波动和下行波动之比
	周度成交量变动与日涨跌幅的相关性	

资料来源：天风证券研究所

以上三个模型的多空收益、多头组合的超额收益以及多周期预测表现如下图（橘色为多头组合、灰色为多空组合）：

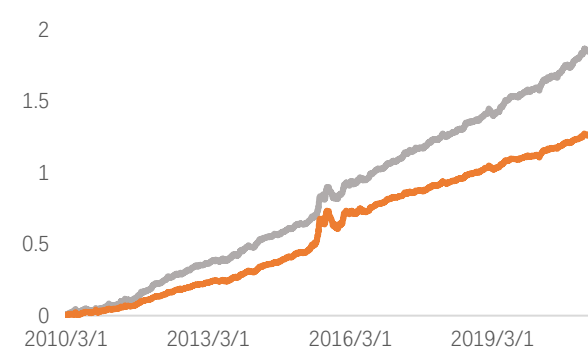


图 5：基本面模型历史表现



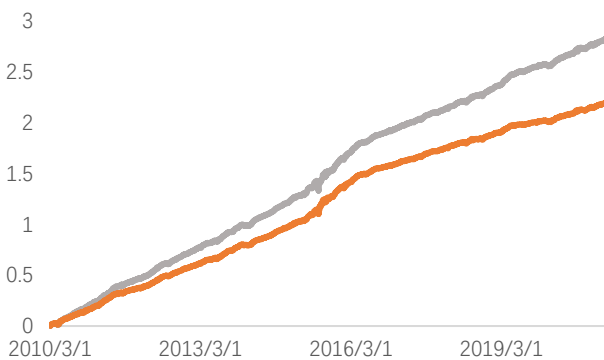
资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

图 7：低频量价模型历史表现



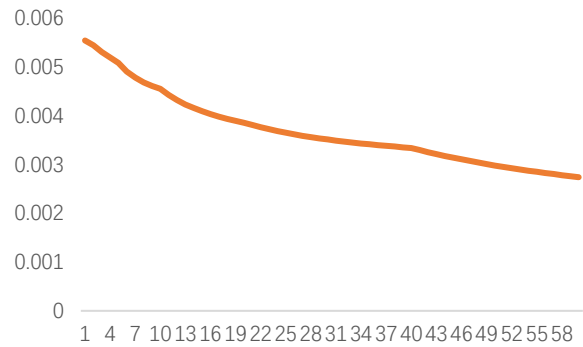
资料来源：Wind、天风证券研究所

图 9：高频量价模型历史表现



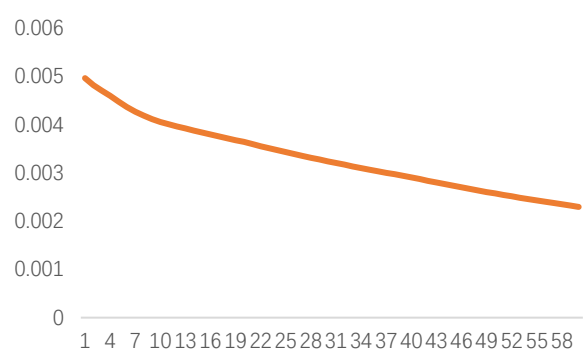
资料来源：Wind、天风证券研究所

图 6：基本面模型多周期预测性表现



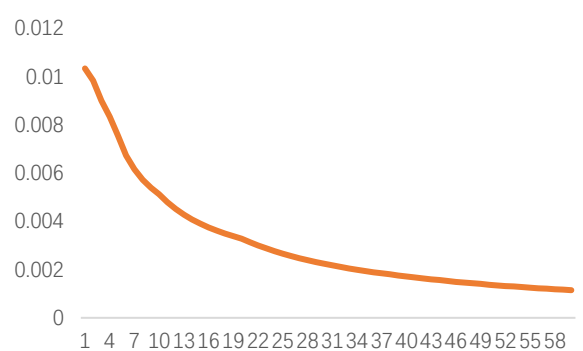
资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

图 8：低频量价模型多周期预测性表现



资料来源：Wind、天风证券研究所

图 10：高频量价模型多周期预测性表现



资料来源：Wind、天风证券研究所

模型之间的相关性如下表：

表 4：预期收益模型相关性

	基本面模型	低频量价模型	高频量价模型
基本面模型	100%	-6%	0%
低频量价模型	-6%	100%	14%
高频量价模型	0%	14%	100%

资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

从以上图表中我们可以看出，三个预期收益模型均有选股能力，并且三个模型之间的相关性较低。实证中，我们将三个模型的预测值等权相加作为预期收益值。

### 5.3. 多期优化分析

我们根据 4.2 中所介绍的方法，对超参数  $c$ 、 $\rho$  进行网格搜索，其中两个参数的选值范围分别为  $[0.1, 0.2, 0.3, 0.5]$  和  $[0, 0.1, 1, 10, 100]$ 。由于高频量价模型的预测性从 2017 年开始出现了一定程度的衰减，因此为了获得更贴近近期的策略表现，我们选择 2017 年-2020 年为网格搜索周期。

下面为经网格搜索后得到的、不同超参数所对应的策略费前年化超额收益和换手率表：

表 5：不同超参数下策略费前收益和换手率表现

	年化费前超额收益率				年化换手率			
	$c=0.1$	$c=0.2$	$c=0.3$	$c=0.5$	$c=0.1$	$c=0.2$	$c=0.3$	$c=0.5$
$\rho = 0$	19.1%	18.6%	18.7%	17.7%	14.4	10.8	8.2	5.0
$\rho = 0.1$	19.1%	18.6%	18.7%	18.1%	14.2	10.8	8.4	5.4
$\rho = 1$	19.2%	19.0%	18.9%	18.9%	13.2	10.5	9.2	7.9
$\rho = 10$	19.3%	19.2%	19.2%	19.0%	9.9	9.4	8.9	8.1
$\rho = 100$	19.2%	19.2%	19.2%	19.0%	9.8	9.4	8.9	8.1

资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

下面是不同超参数下，策略组合在快的量价模型上的平均暴露度，平均暴露度越高说明在对应交易策略下，快模型对组合权重的影响越大：

表 6：高频量价模型的平均暴露度

	$c=0.1$	$c=0.2$	$c=0.3$	$c=0.5$
$\rho = 0$	0.0188	0.0166	0.0144	0.0110
$\rho = 0.1$	0.0184	0.0162	0.0141	0.0110
$\rho = 1$	0.0155	0.0123	0.0105	0.0087
$\rho = 10$	0.0075	0.0071	0.0069	0.0066
$\rho = 100$	0.0073	0.0071	0.0069	0.0066

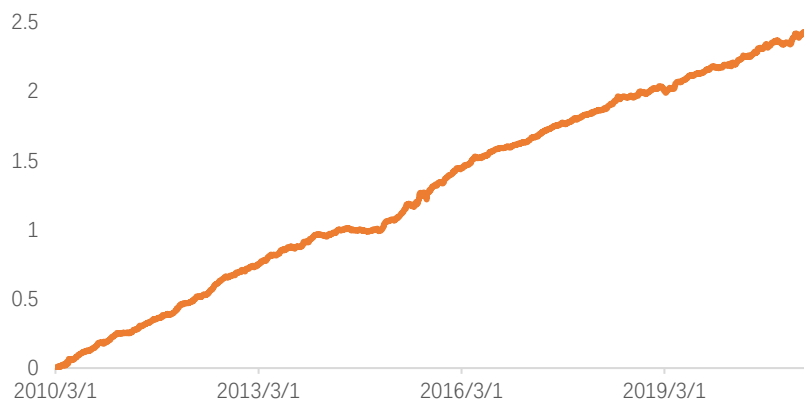
资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

从上面两个表中我们可以看出：

1. 参数  $c$  是控制换手率的最主要参数，这与优化的效用函数逻辑一致；
2. 参数  $\rho$  在  $c$  较小时， $\rho$  越大换手越低；但是在  $c$  变大之后，例如  $c=0.5$ ， $\rho$  与换手率的关系则相反。经分析，这是因为  $c$  较大的时候，策略整体换手已经被压低，策略受长周期因子影响较大，而在长周期因子中，分析师类因子对预期收益影响更大、变动更频繁，这使得提高  $\rho$  值时，策略受分析师类因子的影响变高，导致换手率的提升。
3.  $c$  和  $\rho$  能够有效控制高频量价模型对组合的影响，并且与效用函数的逻辑保持一致。
4. 在选取较小的参数时，换手率提升没有带来费前收益的大幅提升，这与我们的高频量价模型的多头收益在近几年表现不佳有关。

最后，我们选取  $c=0.5$  和  $\rho = 0.5$  作为组合策略的最终参数。在该参数设定下，我们从 2010 年 3 月至 2021 年 5 月初回测策略，策略平均年单边换手 6 倍，费前年化日单利超额收益率为 21.6%，费前年化日单利信息比为 4.6。需要指出的是此处策略的杠杆率为 95%。下图是策略的费前日单利收益累计图，从图中可以看出，自 2017 年以来策略的超额收益略有走平，这与高频量价策略走弱有关：

图 11：策略累计超额收益图



资料来源：Wind、朝阳永续、天风证券研究所

## 6. 总结

报告从因子的多期预测性出发，通过多期优化的方法，构建了能够自适应的、在快慢因子之间进行调节的组合交易策略。经过实证发现，该策略能搞起到既定作用。同时该方法有较强的拓展性，有进一步研究探索的潜力。

## 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，本报告所表述的所有观点均准确地反映了我们对标的证券和发行人的个人看法。我们所得报酬的任何部分不曾与，不与，也将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。

## 一般声明

除非另有规定，本报告中的所有材料版权均属天风证券股份有限公司（已获中国证监会许可的证券投资咨询业务资格）及其附属机构（以下统称“天风证券”）。未经天风证券事先书面授权，不得以任何方式修改、发送或者复制本报告及其所包含的材料、内容。所有本报告中使用的商标、服务标识及标记均为天风证券的商标、服务标识及标记。

本报告是机密的，仅供我们的客户使用，天风证券不因收件人收到本报告而视其为天风证券的客户。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但天风证券对这些信息的准确性及完整性不作任何保证。本报告中的信息、意见等均仅供客户参考，不构成所述证券买卖的出价或征价邀请或要约。该等信息、意见并未考虑到获取本报告人员的具体投资目的、财务状况以及特定需求，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。客户应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，天风证券及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本报告所载的意见、评估及预测仅为本报告出具日的观点和判断。该等意见、评估及预测无需通知即可随时更改。过往的表现亦不应作为日后表现的预示和担保。在不同时期，天风证券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。

天风证券的销售人员、交易人员以及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。天风证券没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。天风证券的资产管理部门、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。

## 特别声明

在法律许可的情况下，天风证券可能会持有本报告中提及公司所发行的证券并进行交易，也可能为这些公司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。因此，投资者应当考虑到天风证券及/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一参考依据。

## 投资评级声明

类别	说明	评级	体系
股票投资评级	自报告日后的 6 个月内，相对同期沪深 300 指数的涨跌幅	买入	预期股价相对收益 20%以上
		增持	预期股价相对收益 10%-20%
		持有	预期股价相对收益 -10%-10%
		卖出	预期股价相对收益 -10%以下
行业投资评级	自报告日后的 6 个月内，相对同期沪深 300 指数的涨跌幅	强于大市	预期行业指数涨幅 5%以上
		中性	预期行业指数涨幅 -5%-5%
		弱于大市	预期行业指数涨幅 -5%以下

## 天风证券研究

北京	武汉	上海	深圳
北京市西城区佟麟阁路 36 号	湖北武汉市武昌区中南路 99	上海市浦东新区兰花路 333	深圳市福田区益田路 5033 号
邮编：100031	号保利广场 A 座 37 楼	号 333 世纪大厦 20 楼	平安金融中心 71 楼
邮箱：research@tfzq.com	邮编：430071	邮编：201204	邮编：518000
	电话：(8627)-87618889	电话：(8621)-68815388	电话：(86755)-23915663
	传真：(8627)-87618863	传真：(8621)-68812910	传真：(86755)-82571995
	邮箱：research@tfzq.com	邮箱：research@tfzq.com	邮箱：research@tfzq.com