

金融工程

证券研究报告

2022 年 08 月 12 日

常见选股策略的收益特征及其对多因子策略的增强

特质收益是选股策略的稳定收益来源

通过股票风险模型对选股策略进行收益归因，可以将选股策略的收益分解为风险因子贡献和特质贡献两部分，由此可用于分析选股策略超额收益的收益来源、及各类收益的稳定性。

通过研究十个常见的选股策略我们发现，选股策略的特质收益是长期稳定的，而由行业偏离和风格偏离所带来的收益虽然为正却并不稳定。这意味着我们难以将风险收益贡献作为选股策略的收益来源。

剥离选股策略的风险收益后，策略之间收益相关性大幅降低

通过实证研究发现，策略超额收益经过风险剥离后，策略之间的相关性大幅降低，说明风险收益是引起策略之间相关性高的主要原因。因此在配置选股策略时，关注风险剥离后的策略收益更加本质。

将策略视作独立的风险资产，可以将“均值-方差”优化法推广到由“股票-策略”构成的资产池

我们首先将选股策略的月度收益作为“策略”资产的收益均值，再以一个多因子模型的预测值为“股票”资产的收益均值，其次结合策略在股票上的权重、利用代数关系将股票风险模型拓展到“股票-策略”资产池，设计了基于该资产池的“均值-方差”优化法。我们对这种组合构建方法进行了测试，具体来说，我们利用十个常见的选股策略来增强一个基于多因子模型的中证 500 指数优选策略。在严格控制风险暴露的前提下，最终策略的超额收益由年化 16.5% 增强至年化 19.3%，信息比从 3.5 提高至 4.5，选股策略在最终策略中权重占比稳定。

作者

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

姚远超 联系人
yaoyuanchao@tfzq.com

相关报告

- 1 《金融工程：事件研究：基于股权激励方案特征的选股方法》 2021-09-10
- 2 《金融工程：组合交易策略研究：快慢因子整合和多期优化》 2021-05-12
- 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》 2021-02-02

风险提示：模型基于历史数据、模型失效风险、因子失效风险、市场环境变化风险

内容目录

1. 引言	3
2. 选股策略	3
2.1. 策略介绍	3
2.2. 风险模型及策略的风格分布特征	4
2.3. 策略收益分析	5
2.3.1. 收益分析方法及原理	5
2.3.2. 策略收益分解	6
2.3.3. 策略之间的相关性	6
3. 多因子模型与基准策略	8
3.1. 均值-方差优化	8
3.2. 多因子模型	8
3.3. 基准策略	8
4. “股票-策略”联合优化法	9
4.1. 均值	9
4.2. 协方差	10
4.3. 优化条件	10
4.4. 优缺点	10
4.5. 实证效果	11
5. 总结	12

图表目录

图 1：选股策略所占权重时序图	12
图 2：各选股策略历史平均所占权重（最近三年）	12
表 1：策略风格分布与指数成分股权重分布	4
表 2：选股组合收益分解	6
表 3：选股策略“行业+风格+特质”收益的相关性	7
表 4：选股策略“特质”收益的相关性	7
表 5：基准多因子模型所用因子	8
表 6：基准策略历史表现	9
表 7：“股票-策略”联合优化策略历史表现	11

1. 引言

近年来关于选股策略有关的研究成为量化投资的主要研究方向之一，这些研究通常是使用若干单独指标或综合指标，通过划分股票区域再选择一定数量股票的方式来构建投资组合。

选股策略研究相较于因子研究有如下优势：

- 有更加明确的经济、金融和交易目的。
- 是一种所见即所得的投资策略。
- 对于股票覆盖率较低的数据，如另类数据，选股策略的研究方法仍旧是适用的。

目前选股策略在策略分析、整合与组合构建方面主要采用如下做法：

- 回测评价常用方法为“超额收益法”，具体做法为选取一个宽基指数作为基准指数，以策略相对于宽基指数的超额收益为评价策略有效性的衡量标准。
- 配置方法主要采用类似于资产配置的做法，通过估计策略的历史收益率的相关性矩阵来作为策略赋权的主要手段。
- 在组合优化阶段中，主要采用“资金配置法”和“策略因子化法”两种手段，前者配比一定资金到各个策略上，后者将每个策略所选组合转换成一个哑变量、并赋予一定权重加入到多因子体系。

以上做法都或多或少存在一定的问题，为了完善选股策略的研究框架，我们尝试将股票风险模型引入到策略分析中，其目的在于：

- 确认选股策略收益贡献的来源。
- 确认策略与策略之间相关性的成因。
- 借助策略在股票上的权重，将股票风险模型延拓到“股票-策略”这一更大的风险资产池，并将股票多因子模型常用的“均值-方差”优化法推广到该资产池的“均值-方差”优化法。

为此，我们选取了 10 个常见的选股策略，基于股票风险模型分析了它们的收益来源、收益时序相关性的构成，实证发现：

- 常见策略的超额收益中的一部分来自于行业和风格，但是这部分贡献并不稳定。
- 在剥离掉策略收益中由行业和风格贡献部分后，策略收益之间的相关性大幅下降，这说明策略收益之间的相关性主要由行业和风格所引起。

进一步，我们设计了一个多因子模型，在此基础上结合选股策略、测试了基于“股票-策略”风险模型的“均值-方差”优化法。经过实证发现，这种组合构建方法可以很好将选股策略融合到股票多因子模型中。

本文是对如何分析和使用选股策略的一个初步探讨，希望能够起到抛砖引玉的作用。

2. 选股策略

本节我们介绍后面用到的选股策略、分析它们的风格分布特征以及历史表现。

2.1. 策略介绍

此处我们介绍后续测试使用到的选股策略，这些策略来自于一些经典的选股策略，有些策略依赖于某些特殊的数据，因此它们的生存周期并不相同。根据数据类别，这些选股策略主要分为如下几类：

1. 财务估值类

该类里我们选取了三个策略，分别是基于“估值-盈利”、“估值-成长”和“戴维斯双击”。它们所使用的数据为传统的财务数据和估值数据，我们对“戴维斯双击”策略做了月度再平衡调整，策略起始日均为 2017 年。

2. 分析师类

该类里我们选取了三个策略，分别是“分析师调整”、“分析师超预期”和“分析师领先”。策略起始日均为 2017 年。

3. 券商金股类

该类里我们选取了一个策略，策略从每月的券商金股数据中选取一定数量的股票构建组合。策略起始日为 2018 年。

4. 北向资金类

该类里我们选取了一个策略，策略从北向资金所覆盖的股票里构建组合。策略起始日为 2017 年。

5. 股权激励类

该类里我们选取了两个策略，分别是“基于目标增长率”和“基于人员分配结构”策略。策略起始日为 2017 年。

2.2. 风险模型及策略的风格分布特征

本小节我们首先介绍后面所要用的风险因子，然后给出选股策略在部分主要风险因子上的平均暴露度，除此之外，我们还分析了选股策略在沪深 300 指数和中证 500 指数两个主要指数的成分股上的暴露情况。

风险因子按类别分为如下几类，由于指标较为经典、其定义不在此赘述：

1. 市场因子
2. 行业因子：基于中信一级行业的哑变量因子
3. 主要风格因子：规模因子、BP 因子、动量因子、非线性规模因子
4. 次要风格因子：波动率因子、流动性因子、Beta 因子、杠杆率因子、盈利质量因子、成长因子、历史盈利波动性因子。

下面是 2.1 节中各策略在几个主要风格因子、沪深 300 指数和中证 500 指数成分股上的平均暴露情况，作为对比我们同时给出了沪深 300 指数和中证 500 指数在 2017 年以来的风格暴露情况：

表 1：策略风格分布与指数成分股权重分布

组合名称	Bp	规模	动量	沪深 300 成分股权重	中证 500 成分股权重
戴维斯双击	-0.133	-1.162	0.171	9.38%	17.56%
估值-盈利	1.233	-1.097	-0.056	8.35%	30.92%
估值-成长	0.669	-1.142	0.059	6.87%	28.85%
分析师调整	-0.232	-0.416	0.689	21.92%	23.72%
分析师超预期	-0.206	-0.933	0.349	12.14%	18.38%
分析师领先	-0.195	-0.751	0.336	15.74%	20.89%
券商金股	-0.474	-0.857	0.901	2.04%	26.54%
北向资金	-0.620	0.510	0.982	53.10%	23.25%
股权激励目标	-0.378	-1.399	0.072	4.88%	13.25%
股权激励人员	-0.250	-1.324	0.002	5.81%	15.85%
沪深 300	0.148	1.235	0.088	100.00%	0.00%

中证 500	0.125	-0.509	-0.059	0.00%	100.00%
--------	-------	--------	--------	-------	---------

资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

从上表中可以看出，策略的风格特征有很大差异：

1. 除了北向资金策略之外，所有的策略都偏中小市值。
2. 除了估值-盈利和估值-成长策略之外，所有的策略都偏高估值。
3. 北向资金策略和券商金股策略在动量因子上暴露度较高。
4. 所有策略在中证 500 指数成分股上的平均暴露都较低。
5. 除北向资金外，所有策略在沪深 300 指数成分股上的平均暴露都很低。

因此我们可以得到大致结论如下：

1. 选股策略的风格差异大，这为我们后续组合优化时能够平衡最终组合的风格暴露提供了便利；
2. 策略在中证 500 指数和沪深 300 指数成分股上的暴露度较低，这使得以上策略都难以应用于标准的、带成分股限制的指数增强策略。因此在后续研究中，我们以一个中证 500 指数优选策略作为策略基准。

2.3. 策略收益分析

本小节我们介绍基于风险模型的、对于策略收益及其之间相关性的分析方法，并对 2.1 中所介绍的选股策略做实证分析。

2.3.1. 收益分析方法及原理

我们分析策略的收益表现，具体步骤如下：

1. 利用风险模型将策略日单利收益分解为市场贡献、行业贡献、风格贡献和特质贡献，其中后三者为我们重点关注的对象；
2. 计算策略收益的行业贡献、风格贡献和特质贡献，并用夏普率来衡量这三者在收益贡献上的稳定性；

可以看出这跟常见的选股策略收益分析方法有一定的不同，常见做法是选取一个宽基指数作为基准，计算选股策略相对于宽基指数的超额收益。那么，我们的做法的有如下好处：

1. 能够更加清晰的看出策略的收益来源

从选股策略的设计目的来说，我们肯定首先希望策略的主要收益来源为特质收益。如果策略在特质收益部分的占比低，那么策略则变成了行业轮动策略或风格轮动策略，而非选股策略。

2. 能够分辨出策略收益来源的稳定性

大部分策略设计方法都是基于一定的投资逻辑，但是在具体策略设计时不可避免会有过拟合的倾向。同时由于一些选股策略中参数较多、但历史数据缺乏，使得我们难以进行深入的统计回溯，因此需要对策略的表现进行更加细致的分析。假设收益分解中，特质收益部分是十分稳定的，且行业和风格贡献均为正向但并不稳定，那么我们并不能认为这一部分的收益是可以持续的，但是使用策略相对于某个宽基指数的超额收益作为判断标准、是没有办法区分这一点的。

3. 能够配合进行组合优化

通过“均值-方差”来优化组合是常见的组合管理方法，在这一过程中可以通过加入限制条件来控制最终组合在风险上的暴露度。在这种投资模式下，行业和风格对组合最终

的收益贡献被限制在了一个较低的水平，那么常见的“宽基指数-超额收益”分析方法下的超额收益中的行业和风格部分——即使认为它们是稳定的，在“均值-方差-风险控制”体系下并不能完全获取，因此在此假设下，分析特质收益的贡献大小和稳定性更为合理。

4. 能够更加准确的分析策略之间的相关性

根据策略分解公式，我们可知策略相对于宽基指数的超额收益由三部分构成：

$$\text{超额收益} = \text{行业因子收益} + \text{风格因子收益} + \text{特质收益}$$

那么对于两个策略来说，它们的协方差计算如下：

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(\text{策略 1 超额}, \text{策略 2 超额}) \\ &= \text{Cov}(\text{行业因子收益 1} + \text{风格因子收益 1} + \text{特质收益 1}, \\ & \quad \text{行业因子收益 2} + \text{风格因子收益 2} + \text{特质收益 2}) \end{aligned}$$

假设特质收益和行业收益、风格收益之间的相关性为零，那么策略超额收益的协方差为：

$$\begin{aligned} &= \text{Cov}(\text{行业因子收益 1} + \text{风格因子收益 1}, \text{行业因子收益 2} + \text{风格因子收益 2}) \\ & \quad + \text{Cov}(\text{特质收益 1}, \text{特质收益 2}) \end{aligned}$$

由此可见，策略超额收益部分中，行业贡献和风格贡献会影响到策略之间超额收益的相关性；而利用收益分解、只讨论策略特质收益之间的“相关性”会更加合理。

2.3.2. 策略收益分解

下表为各个选股策略的收益分解情况，由于收益分解方法较为常见，我们在此不再赘述：

表 2：选股组合收益分解

组合名称	年化特质	年化行业	年化风格	特质收益夏普	行业收益夏普	风格收益夏普
戴维斯双击	19.47%	3.38%	3.28%	2.39	0.85	0.54
估值-盈利	19.31%	0.64%	7.42%	2.27	0.14	0.98
估值-成长	15.86%	3.27%	8.65%	2.15	0.83	1.41
分析师调整	24.78%	4.08%	-0.67%	2.69	0.87	-0.11
分析师超预期	21.76%	1.70%	2.23%	3.11	0.53	0.48
分析师领先	20.81%	1.15%	-0.33%	2.65	0.35	-0.07
券商金股	26.35%	0.87%	-0.33%	3.13	0.23	-0.05
北向资金	16.76%	4.86%	8.03%	2.23	1.21	1.07
股权激励目标	18.45%	0.18%	1.72%	2.21	0.05	0.23
股权激励人员	14.89%	0.47%	1.59%	1.96	0.13	0.22

资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

从上表中可以看出：

1. 所有策略的主要收益来源为特征收益，大部分策略在行业和风格上都获得了正收益；
2. 所有策略在特质收益上都有较高的夏普率，这说明策略在选股方面上样本内有较好的表现。但是在行业和风格上的收益夏普率普遍低于 2.0，这意味着策略在这两块上的收益贡献可持续的可能性较低。
3. 与分析师数据有关的策略是特质收益最高的一类策略。

以上分析说明，通过收益分解来分析策略收益是十分有必要的，在大部分策略的收益中，行业和风格的收益部分并没有长期的稳定性。

2.3.3. 策略之间的相关性

根据 3.3.1，我们分别计算了策略的“行业+风格+特质”超额收益的相关系数矩阵、及策略的“特质”超额收益相关系数矩阵，策略名称做了简化处理，结果展示如下：

表 3：选股策略“行业+风格+特质”收益的相关性

	戴维斯	PB-E	PB-G	分调	分超	分领	券金	北向	激励目标	激励人员
戴维斯		17%	42%	25%	34%	39%	40%	11%	42%	38%
PB-E	17%		62%	-6%	-7%	0%	-12%	-38%	6%	10%
PB-G	42%	62%		9%	14%	22%	14%	-18%	26%	32%
分调	25%	-6%	9%		27%	43%	43%	41%	16%	14%
分超	34%	-7%	14%	27%		34%	48%	30%	34%	30%
分领	39%	0%	22%	43%	34%		40%	29%	30%	27%
券金	40%	-12%	14%	43%	48%	40%		47%	34%	31%
北向	11%	-38%	-18%	41%	30%	29%	47%		1%	0%
激励目标	42%	6%	26%	16%	34%	30%	34%	1%		73%
激励人员	38%	10%	32%	14%	30%	27%	31%	0%	73%	

资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

表 4：选股策略“特质”收益的相关性

	戴维斯	PB-E	PB-G	分调	分超	分领	券金	北向	激励目标	激励人员
戴维斯		7%	14%	5%	5%	6%	8%	4%	6%	0%
PB-E	7%		31%	-1%	7%	-3%	1%	1%	-4%	-2%
PB-G	14%	31%		1%	8%	1%	8%	1%	-3%	1%
分调	5%	-1%	1%		6%	16%	13%	7%	6%	11%
分超	5%	7%	8%	6%		6%	20%	13%	5%	3%
分领	6%	-3%	1%	16%	6%		1%	9%	4%	6%
券金	8%	1%	8%	13%	20%	1%		20%	8%	12%
北向	4%	1%	1%	7%	13%	9%	20%		-1%	9%
激励目标	6%	-4%	-3%	6%	5%	4%	8%	-1%		52%
激励人员	0%	-2%	1%	11%	3%	6%	12%	9%	52%	

资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

从以上结果中可以看出，

1. 策略“特质”收益之间的相关性系数明显远低于“行业+风格+特质”收益之间的相关性系数，这说明收益分解在分析策略相关性上是必要的。

2. 大部分策略之间、在只考虑特质收益的前提下的相关性可以认为接近于零，但 PB 类策略和激励类策略是个例外，两个 PB 策略之间相关性为 31%，两个激励策略的相关性为 52%，这说明这些策略之间有可能需要合并构建。为此，我们在下面做一个简要的分析：

假设策略 1 在股票上的权重为 $\{w_i^1\}$ ，策略 2 为 $\{w_i^2\}$ ，股票的特质收益为 ε_i ，那么两个策略的特质收益为：

$$\Sigma w_i^1 \varepsilon_i \text{ 和 } \Sigma w_i^2 \varepsilon_i$$

那么两个策略特质收益之间的协方差为

$$\text{Cov}(\Sigma w_i^1 \varepsilon_i, \Sigma w_i^2 \varepsilon_i)$$

假设 $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0 (i \neq j)$ ，于是有：

$$\Sigma w_i^1 w_i^2 \text{Var}(\varepsilon_i)$$

这说明在以上假设下，两个策略相关性高意味着两个策略选股重叠度高，因此两个策略有合并设计的必要。

3. 多因子模型与基准策略

在本节我们介绍后续将要用到的因子模型，并展示基于该因子模型所做的一个中证 500 优选策略的效果。

3.1. 均值-方差优化

如下是一个单期“均值-方差”优化的一般形式：

$$\text{maximize } \mu'w - \frac{1}{2}\lambda(w - w_b)' \Sigma(w - w_b) - \rho \sum_i |w_i - w_i^0|$$

并需满足条件

$$(w - w_b)' \Sigma(w - w_b) \leq te$$

$$clb \leq Fw \leq cub$$

$$Gw = h$$

$$lb \leq w_i \leq ub$$

$$\|w - w^0\|_{L_1} \leq TO$$

$$i = 0, \dots, N - 1$$

其中， w 为我们要求解的权重， w_b 为中证 500 指数权重， w^0 、 μ 分别为最近持仓权重和股票预期收益率， te 和 TO 分别为跟踪误差控制和换手率控制， λ 和 ρ 分别为风险惩罚和换手惩罚， F 为风险因子矩阵， Σ 为风险因子收益率的协方差矩阵。

3.2. 多因子模型

我们利用一些常见因子构建多因子模型，其因子权重依靠滚动回归的方式来估计，具体来说，我们每月底重新估计因子权重，每次估计时使用过往 5 年数据。选股因子见下表：

表 5：基准多因子模型所用因子

质量	成长	估值	分析师关注度	分析师文本情绪
季度 ROE	季度 ROE 同比	季度 EP 一年分位点	分析师近期覆盖数	分析师超预期均值
季度毛利率	季度 ROE 环比	TTMEP 一年分位点	分析师近期上调预测家数	分析师超预期比例
季度周转率	季度毛利率同比		分析师近期上调比例	
	季度周转率同比		分析师近期一致评级	
	季度净利润同比增长率		分析师买入评级家数	
	季度营收同比增长率			
	季度毛利润同比增长率			
	SUE			
	SUR			

资料来源：天风证券研究所

3.3. 基准策略

我们根据多因子模型和均值-方差优化法构建了一个基准策略，策略的基准指数为中证 500 指数。策略的优化条件如下：

1. 行业偏离度：相对于中证 500 指数行业占比不超过 1%；
2. 风格偏离度：相对于中证 500 指数风格不超过 20%，所控制风格指标包括规模因子、Bp 因子、非线性市值因子、动量因子。
3. 成分股限制：不设定目标策略在中证 500 指数成分股上的比例，其原因在于在第 2 节的研究中我们看到选股策略在中证 500 指数成分股上的占比并不高。

4. 个股的权重上限设定为 0.75%。

5. 策略的年化单边换手率设定为 6 倍。

在这样的设定下，策略从 2017 年至 2022 年 7 月的表现如下表：

表 6：基准策略历史表现

期限	绝对收益	基准收益	超额收益	相对最大回撤	收益回撤比	跟踪误差	信息比率
20170110 起	10.7%	-2.6%	13.2%	-0.9%	15.1	2.7%	4.8
2018	-17.6%	-33.3%	15.7%	-1.1%	14.3	4.0%	5.3
2019	54.6%	26.4%	28.2%	-1.5%	18.8	4.3%	4.7
2020	36.4%	20.9%	15.5%	-2.7%	5.8	4.9%	2.5
2021	27.7%	15.6%	12.1%	-3.2%	3.8	5.1%	2.0
20220630 止	-5.6%	-12.3%	6.7%	-1.2%	5.6	4.8%	3.2
全样本	16.6%	0.1%	16.5%	-3.2%	5.1	4.3%	3.5

资料来源：Wind，朝阳永续，天风证券研究所

从策略表现中可以看出，策略在 2017 年至 2019 年的超额收益表现较好，但是从 2020 年开始，策略经历了较大的波动。

4. “股票-策略”联合优化法

将多因子预测结果与选股策略进行整合是个麻烦的过程，其中要处理很多预测值相关性问题，也存在策略周期不相符而带来的整合过程中的难点。策略组合视作一个独立的风险资产、与股票联立来进行“均值-方差”优化可以很好的规避以上问题，我们下面来展示如何进行这一做法。

4.1. 均值

股票端的均值由多因子模型来提供，其模型预测值对应的是股票的月度预期收益。下面我们介绍策略端的均值计算方法。

根据第 3 节中的分析，策略收益中行业和风格部分的收益长期来看稳定性并不好，所以我们将特质收益部分作为主要的估计对象，并将估计结果作为策略的预期收益。进一步，为了能够跟多因子模型的预测结果保持量纲一致，我们以策略的月度特质收益作为估计对象。那么，从统计上来说，在不考虑策略设计过程中的过拟合问题下，该问题变成了一个简单的时间序列的均值估计问题，这与因子收益率的估计方法相似。但在想要模仿因子收益率的估计方法、进行滚动回归估计的时候，我们遇到了一个困难——许多选股策略的回测时序过短，导致这种现象出现的主要原因在于：

1. 数据的可追溯期较短

比如券商金股数据，虽然券商金股数据出现时间较早，但是由于早期进行相关数据搜集的供应商较少，使得该类数据最早只能回溯到 2018 年。

2. 数据出现的时间较短

比如北向资金，该类数据只有在沪港通、深港通出现之后才有了相关的数据，而初期股票覆盖度较低，难以形成有一定覆盖宽度的选股策略。

为此，我们做一些合理的假设，具体如下：

1. 假设策略的特质收益部分是长期稳定的，在后续的“均值-方差”回测中，以样本内的策略特质收益均值作为输入参数。

这个假设的合理性在于，“均值-方差”优化环节的主要目的是为了确定策略在构建成组合之后的表现符合预期，优化环节并不负责输入值的合理性，所以该假设不影响后面“均

值-方差”优化方法有效性的测试效果。

2. 为了避免单个策略的过拟合、缓解样本内特质收益的估计偏差，将所有策略月度预期收益的平均值作为所有策略的预期收益。

该假设有其合理性，这是因为第 3 节中策略的特质收益的平均夏普率为 2.5 倍，而策略年化特质收益的样本估计范围是 15%-26%，相对于平均 20% 的年化收益均值来说，估计结果的跨度范围为 1.4 倍标准差。那么，尽管不可否认策略有特异性，但从统计独立估计的角度来说，这些策略的均值之差异并不显著（当然分析师数据相关的策略特质收益均值略高于其它策略），所以将所有策略的预期收益合并估计在统计上是说得通的。

4.2. 协方差

对于协方差矩阵来说，我们可以通过简单的线性代数、结合股票的风险模型和选股策略在股票上的权重，来推导“股票-策略”之间的风险模型。具体来说，方法如下：

- 假设股票收益的协方差矩阵为 Σ ，策略的股票权重矩阵为 Ξ ， I_N 为以股票数量为秩的单位矩阵，那么“股票-策略”的协方差矩阵为：

$$\begin{pmatrix} I_N \\ \Xi \end{pmatrix} \Sigma (I_N, \Xi)。$$

- 策略在风险因子上的暴露度和在目标基准指数成分股上的权重和，分别为 $F\Xi_t$ 和 $w_b\Xi_t$ 。
- 假设给定的“股票-策略”组合在个股的权重为 w 、策略的权重为 w^e ，那么整体组合在个股上的真实权重则为 $w + w^e\Xi$ 。

4.3. 优化条件

优化条件分为股票和策略两部分，我们主要做如下设定：

1. 照搬第 3 节中的股票权重限制条件，但此处要使用股票的真实权重 $w + w^e\Xi$ 。

例如： $clb \leq Fw \leq cub$ 改成 $clb \leq F(w + w^e\Xi) \leq cub$ 。

2. 增加策略权重的限制条件：

例如： $lb^e \leq w^e \leq ub^e$ 。

值得指出的是，此处 w^e 的下界是必须的，否则优化过程会出现对偶问题不可行（dual problem infeasible）的现象。另外，根据后续测试发现，下界 lb^e 是一个非常重要的参数，原因如下：

1. 设定过高容易导致原问题的限制条件之间互相冲突，出现原问题不可行（primal problem infeasible）的现象。

其原因在于，若设定过高，则意味着每个选股策略都有一个权重配置的下限，这容易导致某些单个限制条件被突破，如“个股配置上限”、“行业配置上限”。

2. 非零的下界 lb^e 可以极大的提升最终策略的超额收益稳定性，提升策略超额收益的夏普率。

这是因为“均值-方差”优化中的边界限制条件，本质上是一种 L1 的限制条件，此类限制条件容易让某些优化结果直接被打到边界。因此，若直接设定 lb^e 为零，容易导致某些选股策略的优化权重为 0，这样会降低最终策略的收益稳定性。在本文中设定该下界值为 1%。

4.4. 优缺点

此处我们简单讨论一下“股票-策略”联合优化的优缺点。

● 优点：

1. “股票-策略”联合优化简化了策略之间相关性的估计问题。

很多传统做法借鉴资产配置的做法、用策略的历史收益率来估计策略收益率之间的协方差关系。但这样做法的结果不能反映当前持仓的瞬时相关性，且对策略历史收益率的长度有要求。使用“策略在股票上的权重”和“股票的风险模型”可以很好的避免以上问题，事实上，根据前面第3节的讨论，大部分策略之间的特质收益率的相关性是比较低的，这说明用风险模型来解决这一问题是有实证意义的。

2. 通过“股票-策略”优化可以显性的控制策略的配置权重。

此处我们只需要增加对要优化的权重变量 w^e 的上下界控制。

3. 优化结果中，对某个单个策略的配置是0或者1的。

这意味着最终的结果要么配置整个策略、要么就完全不配，而并不会只是挑选策略中的若干股票进行投资，这一特性对于某些选股策略十分重要，尤其是对于策略中股票收益分布较为左偏的策略。

4. 股票的预期收益估计（基于多因子）和策略的预期收益估计（基于策略表现）对优化结果的影响是各自独立的。

这个的好处在于，我们无需针对多因子模型的预期收益和策略的预期收益再做进一步加权分析——这个本身难度很大。

● 缺点：

1. “股票-策略”优化中，设置策略权重条件时、容易造成整体优化问题的限制条件是“不可行的（infeasible）”，从而导致优化失败。

这一点在前文有所解释，不再赘述。

2. 优化结果的策略权重 w^e 部分可能不稳定。

这种不稳定现象主要体现在，对于同一个策略来说、相邻两期的优化结果中策略权重的优化结果可能差异较大，在上一期有权重的策略到当期可能权重变为零。这种不稳定现象是由于优化器限制条件中有较多的L1型条件所导致的。事实上，这种不稳定性在优化问题中是比较普遍的，即使是仅对股票进行优化，均值或者协方差矩阵的稍许变动就会导致优化结果的较大差异。

以上两个缺点是该优化方法后续改进的方向。

4.5. 实证效果

我们在以上设定的基础上，结合下表是将多因子模型结果和选股策略联立优化后的中证500指数优选的效果：

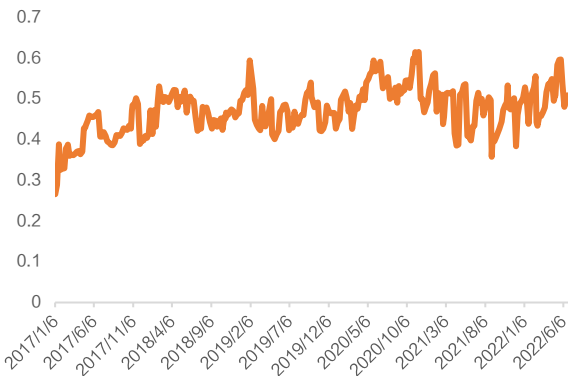
表7：“股票-策略”联合优化策略历史表现

期限	绝对收益	基准收益	超额收益	相对最大回撤	收益回撤比	跟踪误差	信息比率
20170110 起	11.9%	-2.6%	14.5%	-0.8%	17.8	2.6%	5.5
2018	-18.0%	-33.3%	15.3%	-1.3%	12.2	3.7%	5.6
2019	55.7%	26.4%	29.4%	-1.7%	17.3	3.7%	5.5
2020	44.1%	20.9%	23.3%	-2.4%	9.6	4.3%	4.1
2021	37.1%	15.6%	21.5%	-1.9%	11.3	4.8%	3.5
20220630 止	-6.4%	-12.3%	5.9%	-0.8%	7.5	4.0%	3.4
全样本	19.4%	0.1%	19.3%	-2.8%	7.0	3.9%	4.5

资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

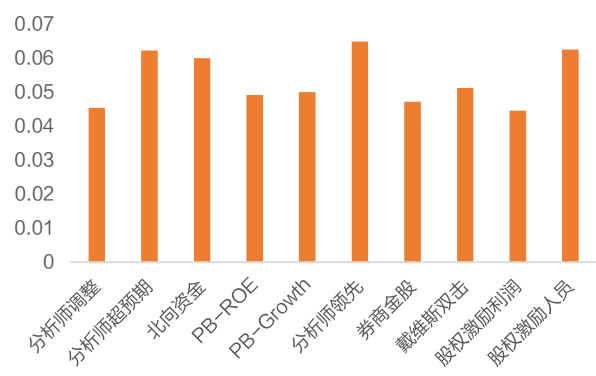
下图选股策略占优化组合权重的历史时序图和各策略平均权重：

图 1：选股策略所占权重时序图



资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

图 2：各选股策略历史平均所占权重（最近三年）



资料来源：Wind，朝阳永续，每市，天风证券研究所

从以上结果中我们可以看出：

1. 与原本回测结果对比能够看出，加入选股策略之后，策略整体的收益有所提升，年化超额收益增加了 3%，同时跟踪误差也有所下降，信息比有大幅提升，并且提升主要是在 2020 年之后。
2. 选股策略对最终策略的权重占比长期贡献较高，基本上维持在 50% 附近，且占比长期较为稳定，并未出现大幅上下波动的现象。
3. 所有选股策略在历史上的平均权重差别不大，这与各策略所给的预期收益一样有关，但进一步说明尽管有各种风格、行业和个股的条件控制，各个选股策略并没有因为这些限制而导致长期拿不到权重。

5. 总结

本报告将股票风险模型引入到选股策略的分析过程后发现，策略特质收益是常见策略的主要贡献来源，而风险因子的贡献部分并不稳定；去掉策略的风险收益后，策略之间的相关性显著降低。另外，我们将股票的风险模型和“均值-方差”优化法推广到“股票-策略”联立的资产空间，经实证发现，这种方法可达到“股票-策略”联合优化的效果。这或为使用选股策略开辟了新的研究方向。

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	海口	上海	深圳
北京市西城区佟麟阁路 36 号 邮编：100031 邮箱：research@tfzq.com	海南省海口市美兰区国兴大道 3 号互联网金融大厦 A 栋 23 层 2301 房 邮编：570102 电话：(0898)-65365390 邮箱：research@tfzq.com	上海市虹口区北外滩国际客运中心 6 号楼 4 层 邮编：200086 电话：(8621)-65055515 传真：(8621)-61069806 邮箱：research@tfzq.com	深圳市福田区益田路 5033 号平安金融中心 71 楼 邮编：518000 电话：(86755)-23915663 传真：(86755)-82571995 邮箱：research@tfzq.com