

量化投资策略报告

夏广轩

厦门大学经济学院

更新: June 15, 2023

摘要

本文从指数增强、ETF 配置、因子组合三个角度简要介绍了三个量化投资策略。

关键词: 指数增强, 短期动量, 低波动率

1 基于市场模型的指数增强策略

1.1 证券选择

本文以沪深 300 指数 (000300.SH) 的所有样本股为研究对象建立投资组合, 回测时间从 2014 年 12 月 15 日至 2020 年 6 月 15 日。为了保证跟踪的效果, 本文参考了其他指数增强型证券投资基金的投资组合比例, 将 80% 的资产用于跟踪沪深 300 指数, 剩下 20% 的资产用于增强策略。因为沪深 300 指数存在定期调样, 所以本文将组合调仓的时间设定为与沪深 300 指数定期调样的时间同步。

传统的指数基金基于组合复制的思想, 通过按相应权重购买每只样本股的方式来对指数进行跟踪。为了将更多的重点关注于增强策略, 本文简化了跟踪沪深 300 指数的流程。简便起见, 本文直接采用对沪深 300 指数进行下单的方式进行跟踪。

1.2 指数模型策略

1.2.1 参数估计方法

为了防止未来函数的影响, 本文对所有参数的估计所采用的样本区间都是基于投资决策时点 t_0 之前的信息, 即信息的时间跨度为 $(-\infty, t_0 - 1]$ 。

同时, 为了防止数据频度过高, 导致市场噪声对分析的影响增大, 以及数据频度过低, 导致样本量不足影响估计的稳定性, 本文采用周频数据对所有参数进行估计。

$$R_{i,t} = \frac{s_{i,t} - s_{i,t-1}}{s_{i,t-1}}.$$

本文考虑使用指数模型来估计证券间的方差-协方差矩阵, 它将估计参数的规模降低到了 n 的水平, 显著地增加了参数估计的灵活性。

我们考虑在沪深 300 指数的定期调样日这一天通过指数模型来设计指数增强策略, 使用的估计窗口为 27 周, 用每周采样一次的数据来判断每支证券接下来半年的情况。指数模型与 Markowitz 模型不同的地方在于, 我们并不直接估计证券间的方差协方差矩阵, 而是先通过一元线性回归模型估计每支证券的 β 系数。

在指数模型中，我们将沪深300指数（000300.SH）视为市场组合，得到如下回归方程：

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i R_{M,t} + \epsilon_{i,t}$$

其中 $R_{i,t}$ 为第 i 只证券的周收益率序列， $R_{M,t}$ 为沪深 300 指数的周收益率序列， α_i 和 β_i 分别为证券 i 的超额收益和证券 i 对沪深 300 指数的敏感度。

由于方差-协方差矩阵估计的核心就在于估计证券的 β ，为了保证对证券的 β 系数估计的稳健性，本文去除了那些 β 的 p 值大于 0.1 的证券。包括指数模型在内的因子模型都假设不同证券的随机扰动项 $\epsilon_{i,t}$ 不相关，即 $Cov(\epsilon_{i,t}, \epsilon_{j,t}) = 0, i \neq j$ ，故证券间的方差-协方差矩阵除对角线以外的元素都可以使用 $\sigma_{i,j}^2 = \beta_i \beta_j \sigma_M^2$ 进行估计，对角线元素直接用样本标准差进行估计，再建立优化问题 1。

$$\begin{aligned} \max_{w_i} \quad & \frac{E(R_p) - r_f}{\sigma_p} \\ s.t. \quad & \begin{cases} E(R_p) = \sum_i w_i E(R_{i,t}) \\ \sigma_p^2 = \sum_i \sum_j w_i w_j \sigma_{i,j}^2 \\ \sum_i w_i = 1 \\ w_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

求解优化问题 1，得到最优夏普比率所对应的投资组合。将比例乘以 20% 投资于对应股票，剩下 80% 投资于沪深 300 指数构建投资组合，并进行回测。

1.2.2 策略结果展示

本文将这种用指数模型来估计方差-协方差矩阵，再带入模型 1 得到具有最大夏普比投资组合的策略简称为指数模型策略。取回测期限为 2014 年 12 月 15 日至 2020 年 6 月 15 日，每一次调仓时间与沪深 300 指数定期调样时间一致¹，得到结果如图 1 所示。



图 1: 指数模型策略回测结果（20141215-20200615）

1.2.3 样本外测试

该策略写于大二下学期的投资学课程项目，图 2 展示了策略样本外的表现。

¹共十三次，分别为 2014 年 12 月 15 日，2015 年 06 月 15 日，2015 年 12 月 14 日，2016 年 06 月 13 日，2016 年 12 月 12 日，2017 年 06 月 12 日，2017 年 12 月 11 日，2018 年 06 月 11 日，2018 年 12 月 17 日，2019 年 06 月 17 日，2019 年 12 月 16 日。



图 2: 指数模型策略回测结果 (20200615-20230609)

1.3 α -指数模型策略

在 CAPM 的框架中, $\alpha > 0$ 说明证券被低估, 应该买入; $\alpha < 0$ 说明证券被高估, 应该卖出。

现在, 我们考虑如下策略: 根据指数模型得到 α , 并对 α 进行筛选, 选出 α 为正且 p 值小于 0.1 的证券, 再根据 α 的大小对证券进行排序, 选择其中 α 最大的 10 只证券, 以相同的权重进行投资。若满足上述条件的证券不足 10 只, 则对所有证券按相同权重进行投资。

取回测期限为 2014 年 12 月 15 日至 2020 年 6 月 15 日, 每一次调仓时间与沪深 300 指数定期调样时间一致, 结果如下图3所示。



图 3: α -指数模型策略回测结果 (20141215-20200615)

1.3.1 样本外测试

图4展示了策略样本外的表现。

2 基于短期动量的 ETF 轮动策略

风格轮动: 市场上的投资者是有偏好的, 有时偏好价值股, 有时偏好成长股, 有时偏好大盘股, 有时偏好小盘股, 这种不同的交易行为形成了市场风格。风格轮动是指股票市场中具有对立分类属性的股票池的走势相对强弱随市场状况变化而变化的现象。

动量效应 (Momentum effect) 一般又称 “惯性效应”, 是指股票的收益率有延续原来的运动方向的趋势, 即过去一段时间收益率较高的股票在未来获得的收益率仍会高于过去收益率较低的股票。基于股票动量的效



图 4: α -指数模型策略回测结果（20200615-20230609）

应，投资者可以通过买入过去收益率高的股票、卖出过去收益率低的股票获利，这种利用股价动量效应构造的投资策略称为动量投资策略。

2.1 基本逻辑

策略的基本逻辑：在时刻 i ，计算每一种资产从 $i - T$ 期至 $i - 1$ 期的收益率（即为前 T 期的区间收益率，本文将其定义为短期动量）。通过对资产的动量进行排序，优先买入动量高的品种，进行风格或者行业上的轮动。本文选择 300 ETF 和创业板 ETF 进行策略的测试,区间收益率的估计区间 $T = 20$ 。本文同时加入正动量的过滤条件，若资产的短期动量均小于0，我们对策略进行空仓处理。

2.2 结果展示

策略的测试结果如下：

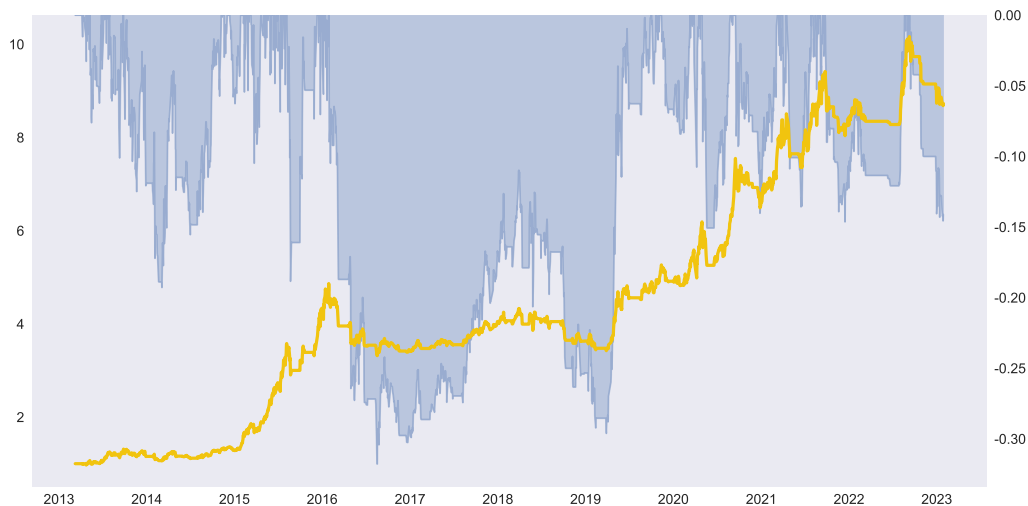


图 5: 短期动量回测结果（20130104-20221125）

累计收益率	夏普比率	最大回撤	年化收益率	卡玛比
7.730607	1.059375	0.317836	0.241392	0.759485

2.3 灵敏度分析

此外本文对策略的两个关键参数，短期动量的形成期 T （默认值为20）和短期动量的过滤条件（默认值为0），进行了灵敏度分析。可以看出以默认值估计效果都不错，也具有较好的经济学意义，但策略对参数的变化比较敏感。

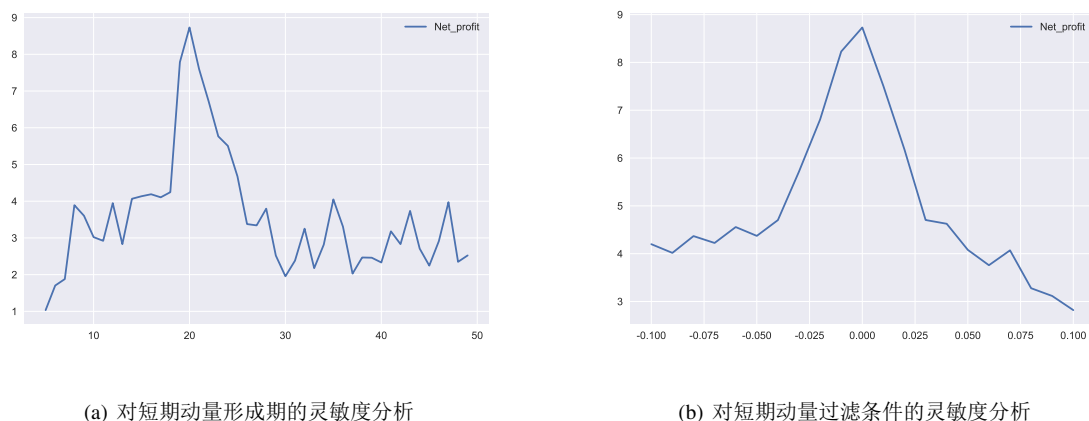


图 6: 关键参数的灵敏度分析

3 基于低波动因子的组合策略

图10展示了将沪深300股票池中的股票根据波动率从小到大等分为 N 组，波动率的估计窗口为 T ，每月的第一个交易日调仓，波动率最低一组从2010年至2022年的业绩表现情况。本文选取波动率因子的估计窗口 $T = 120$ 。如图7所示，波动率因子具有较好的分离性，特别是最高波动率组别与其他组别之间收益差别较大。波动率因子在控制回撤方面做的较好，但是在收益的获取上存在短板，可以考虑将波动率因子与其他有效的因子结合，来提升收益水平，同时一定程度地控制风险。

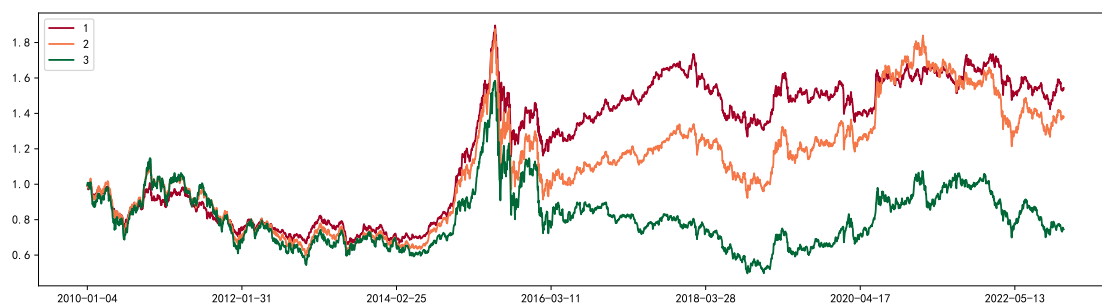


图 7: 根据波动率由小到大分3组，每一组的表现

3.1 低波动因子与动量因子的结合

多因子分组的效果依赖于其他因子优选后的条件分布。根据波动率由小到大分10组，保留前 N_1 个分组（前 $10N_1\%$ 的股票），再根据动量由大到小排列，选取前 N_2 只股票，每个月第一个交易日调仓。动量的

估计窗口是 2-6 个月。采用网格搜索的办法（收益的计算区间是从2012年至2022年），得到图11所示的结果。 $N_2 \geq 10$ ，业绩曲线大致呈现出单调的状态，表明在给定波动率筛选条件后，购买动量排名前10的股票能够获得较好的收益。同时 N_1 也表现出一定的抛物线性质，固定 N_2 ，随着 N_1 的增加，业绩曲线也大致呈现先增后减的特性，如图12。

本文选择其中表现较好的参数组合 $N_1 = 4$ ， $N_2 = 10$ ，即根据波动率选择前40%的股票，再根据动量大小选择前10只股票。策略的结果如下：

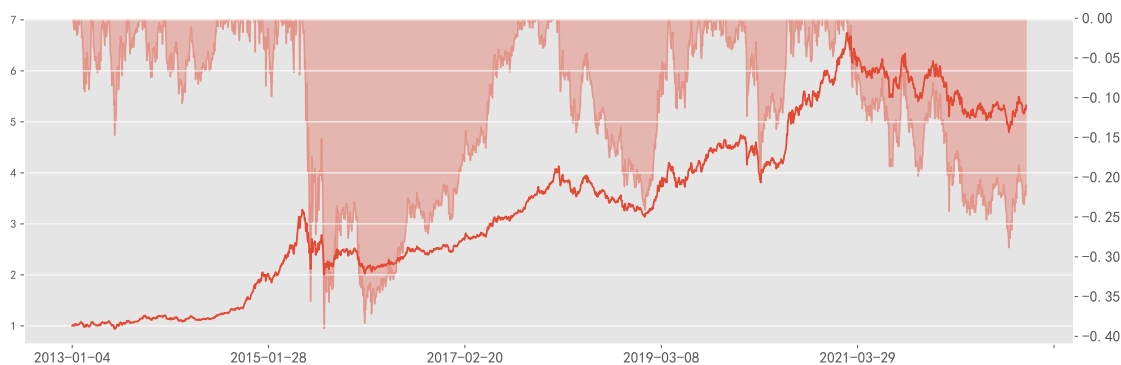


图 8: $N_1 = 4$ ， $N_2 = 10$ 策略表现（20130104-20221230）

累计收益率	夏普比率	最大回撤	年化收益率	卡玛比
4.324086	0.865045	0.390189	0.179581	0.460242

3.2 样本外表现

图9展示了策略的样本外表现。

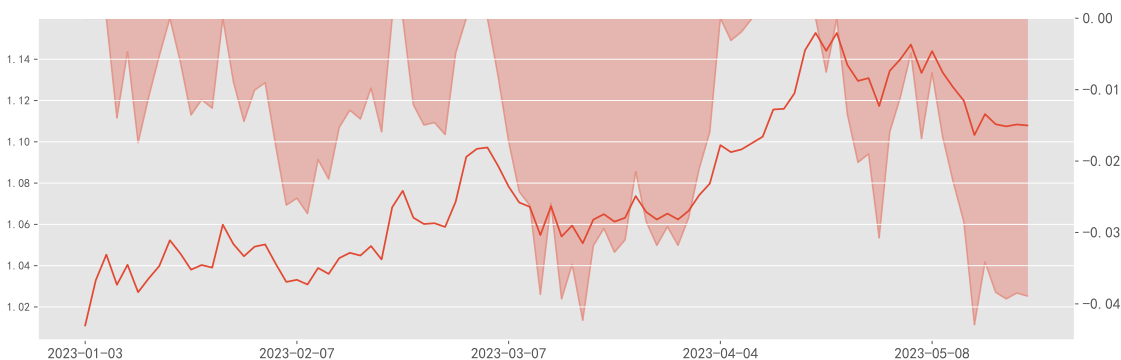


图 9: $N_1 = 4$ ， $N_2 = 10$ 策略表现（20230103-20230519）

A

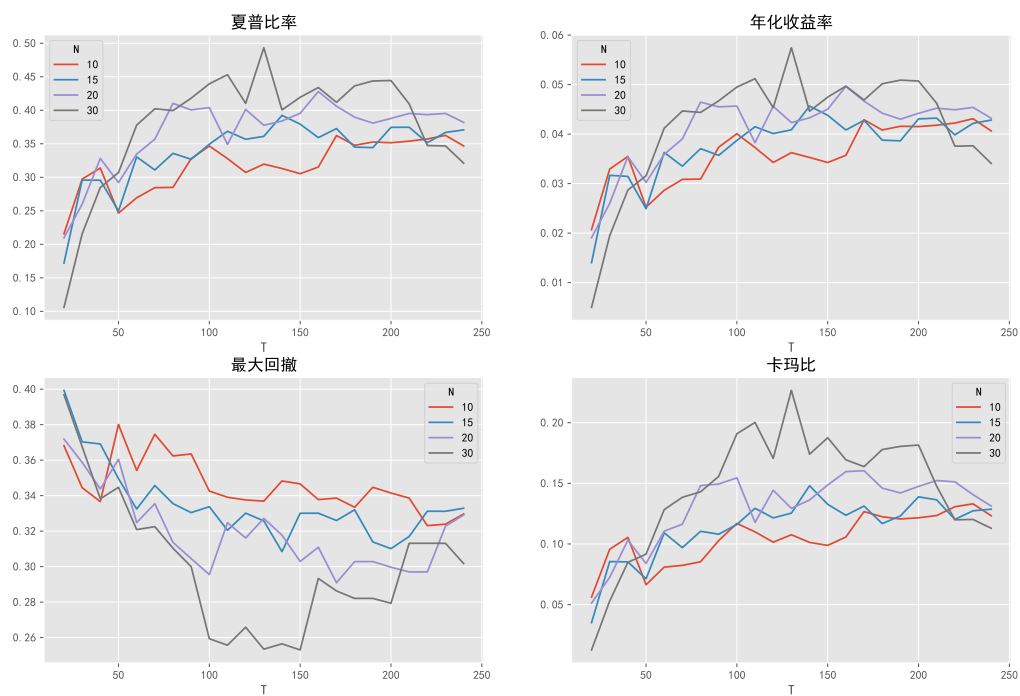


图 10: 组合数量 N 和估计区间 T 对最低波动率组策略统计指标的影响

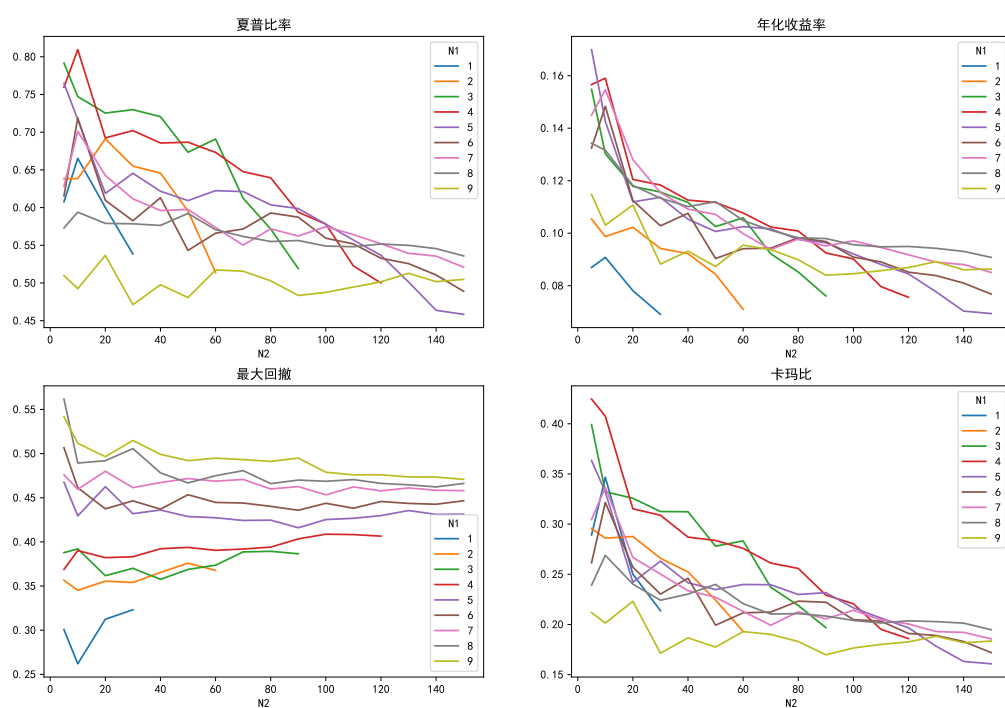


图 11: 根据波动率由小到大分10组, 保留前 N_1 个分组, 再由动量由大到小排列, 选取前 N_2 只股票 (固定 N_1 看 N_2 的表现)

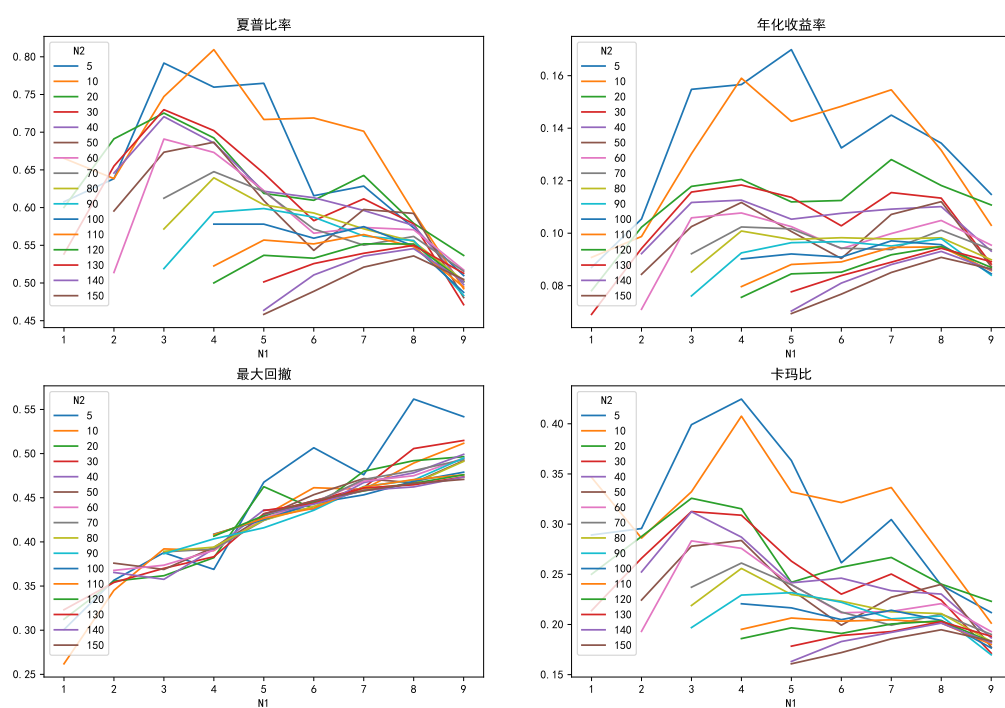


图 12: 根据波动率由小到大分10组, 保留前 N_1 个分组, 再由动量由大到小排列, 选取前 N_2 只股票 (固定 N_2 看 N_1 的表现)