

基于Black-Litterman模型的基金投资组合策略研究

郭树辉

贵州大学经济学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年4月1日; 录用日期: 2024年4月17日; 发布日期: 2024年5月31日

摘要

基金投资交易规模随着我国金融市场的发展不断壮大, 基金经理的资产配置和选股能力成为投资者购买基金产品时主要的关注因素。本文将基金经理个人特征指标纳入基金业绩评价指标中, 构建基金综合评价指标, 采用集成学习模型(Xgboost, Catboost和LightGBM)并选择预测误差(MSE)最小的模型, 结合纳入主观因素的Black-Litterman模型进行资产配置, 实证检验基金综合业绩指标是否能在B-L模型构建的资产配置策略中获得超过市场的收益率。实证结果表明, 集成学习模型中, Xgboost对数据的预测效果较好, 使用Xgboost进行基金收益率预测并使用四种资产配置模型(等权重模型、风险平价模型、最小方差模型、基于集成学习优化后的Black-Litterman模型)进行投资, 发现Black-Litterman模型与风险平价模型具有较好的收益回报, 而等权重模型、风险平价模型并不能带来超过市场指数的收益。

关键词

基金投资组合, Xgboost, Black-Litterman模型

Research on Fund Portfolio Strategy Based on Black-Litterman Model

Shuhui Guo

School of Economics, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Apr. 1st, 2024; accepted: Apr. 17th, 2024; published: May 31st, 2024

Abstract

With the development of China's financial market, the scale of fund investment transactions has been growing rapidly, and the asset allocation and stock selection ability of fund managers have

become the main factors for investors to pay attention to when buying fund products. In this paper, the personal characteristics of fund managers are included in the fund performance evaluation index, the comprehensive evaluation index of fund is constructed, and the model with the smallest prediction error (MSE) is selected by the integrated learning model (Xgboost, Catboost and LightGBM). Combined with the Black-Litterman model incorporating subjective factors for asset allocation, this paper empirically tests whether the comprehensive performance index of the fund can obtain the rate of return exceeding the market in the asset allocation strategy constructed by B-L model. The empirical results show that in the ensemble learning model, Xgboost has a better prediction effect on the data. Xgboost is used to predict the fund return rate and four asset allocation models (equal weight model, risk parity model, minimum variance model and Black-Litterman model optimized based on ensemble learning) are used for investment. It is found that Black-Litterman model and risk parity model have better returns, but the equal weight model and risk parity model cannot bring more returns than the market index.

Keywords

Fund Portfolio, Xgboost, Black-Litterman Model

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

改革开放以来,我国市场一体化水平逐步推进,尤其是进入二十一世纪,互联网技术的发展为我国投资者提供了更多的投资渠道和投资机会,更容易接触到我国金融产品,直接促进了我国金融市场发展和金融体系进步。然而,大部分投资者缺乏相关的投资知识和经验,在购买高风险金融产品时盲目跟风、过度自信等交易错误造成亏损,同时缺乏有效的解读市场信息的能力,无法利用金融市场的信息实现风险对冲或者创造收益。基金作为一种投资工具,投资者可以通过购买基金参与金融市场交易,基金经理通过组合投资能有效降低基金产品的波动幅度,降低投资者的交易成本并且高流动性方便投资者进行买入和卖出。近年来我国的基金行业保持快速发展,截止到2023年9月,如表1所示,我国封闭式与开放式基金合计发行数量11,221只,净值合计约为274800.45亿元,相较于2015年2月,基金数量、基金份额和基金净值分别增长了467.57%、491.92%和465.34%,随着我国经济逐渐转向高质量发展的道路,我国投资者对金融市场的关注重心会更加偏向于基金市场,基金市场在未来仍具有一定的发展前景。

目前我国市场上的基金数量在不断增加,虽然数字技术的发展便利了投资者接触基金的渠道和投资选择,但基金投资的复杂度使得门槛在不断上升,产生的大量数据信息极易引发投资的信息不对称,对于个人投资者而言,投资的风险和收益更加难以衡量和明确。基金经理作为市场上具有一定金融素养和职业技能的人群,在管理名下基金时可以更好地整合市场信息、判断市场情绪,利用机构中的资源和技术减少信息不对称带来的不确定性,构造投资组合也会更全面的考虑风险与收益,给投资者带来两方面的效益,因此,投资者在选择基金产品时,也逐渐开始关注基金经理个人的履历,包括受教育程度、专业学位、性别、年龄等方面,在学术界也将基金经理个人特质纳入进基金业绩的考量范围,作为投资决策的重要依据。

Table 1. Distribution of funds
表 1. 基金分布情况

	基金数量(只)	基金份额(亿份)	净值(亿元)
封闭式	1336.00	35429.70	37425.68
开放式	9885.00	224400.11	237374.77
其中:			
股票基金	2170.00	25143.65	28254.55
混合基金	4872.00	37416.21	42350.03
货币市场基金	372.00	113812.26	113942.27
债券基金	2205.00	43344.45	49029.56
QDII	266.00	4683.54	3798.35
合计	11221.00	259829.80	274800.45

数据来源：中国证券投资基金业协会。

2. 文献综述

基金的业绩评价是投资者在选择基金时的一项重要参考指标，从时间序列上评价整体风险和收益，Markowitz 提出的“均值 - 方差”模型可以评估基金时间序列净值，更有效实现长期收益[1]。此后，Sharp 提出的 Sharp 指数和 Treynor 提出的 Treynor 指数成为衡量基金业绩的重要参考[2] [3]，为基金业绩评价体系完善奠定基础。后来学者们针对基金选股择时能力展开研究，Brinson 和 Fachler 提出将基金收益分解为市场因素、行业因素和股票选择三部分[4]，这一模型得到了学者们的广泛应用与改进。Fama 和 French 提出了三因子模型，模型将市场风险、规模风险和价值风险纳入考虑范畴[5]，通过对美国市场的历史数据进行回归分析，证明了规模和价值两个因子对基金业绩的影响。国内学者基于上述理论研究，实证发现我国基金具备一定的选股能力，但择时能力较为缺乏[6] [7]。此外，在不同的市场环境下，基金经理的能力也有显著差异。

针对基金经理的研究，主要集中在不同的个人特征方面，例如年龄、性别、学历背景、专业、工作经历等等影响着基金经理的风险态度和决策水平，间接对基金业绩产生影响[8]。研究发现，年轻的基金经理管理基金更为积极主动，基金表现也比较好，性别对基金业绩的影响并没有较大差别[9]。国内的基金经理中，教育背景、专业资格与基金业绩呈显著的正相关[10]，当市场处于不同的经济环境下，基金经理个人特质往往能起到超过市场平均水平，获得超额收益的显著效果。

资产配置是基金经理投资管理中的重要部分，根据不同的资产风格进行不同权重的资金分配，达到投资组合最优化，具体可以分为传统资产配置模型、风险平价资产配置模型、动态资产配置模型等，Markowitz [1]提出的均值 - 方差模型可以帮助投资者更好地分析资产收益率，从而找到最佳的资产配置方案，有效降低风险，提高预期收益。Ross [11]通过无套利定价方法来解释资本资产定价的原理，即通过构建无风险投资组合和市场投资组合的组合来决定资本资产的定价和资产的预期收益率。Beach 和 Orlov 使用 GARCH 衍生的观点作为 Black-Litterman 模型的输入，并证明通过此构建的投资组合的回报率超过了那些依靠等权重模型等的投资组合[12]。李仲飞和周骥(2021)提出基于复杂网络视角的投资策略[13]，并结合 Black-Litterman 模型构造资产配置策略，通过与均值 - 方差和传统 Black-Litterman 模型等资产配置策略的实证对比，发现 Black-Litterman + 复杂网络的资产配置模型在夏普比率方面有了显著提升。

通过对基金业绩评价指标、基金经理能力特征及二者关联的相关文献梳理，可看出国内外具体的研究结论各不相同，但大都认为基金经理的能力特征与基金业绩之间存在关联。但很少有文献对基金经理

的行业配置能力做研究, 考虑到具有相应专业背景的基金经理在对应行业主题的基金持仓配置中, 对产业链和产品会更加熟悉, 对市场的把握与预期也会更加精准, 本文首次构造基金经理对口专业背景这一指标并加入基金经理的个人特征指标中进行研究, 具有较高的现实意义。在资产配置模型各类研究表明, 影响传统的风险平价和最小方差等模型适用性的主要原因是: 投资者的影响因素被忽略。Black-Litterman 模型能够充分考虑投资者的主观因素, 从而有效地优化资产配置过程。但 Black-Litterman 模型自身也存在一定的缺陷, 主要体现在观点向量的主观性上。一些研究人员试图使用时间序列模型(如 ARMA 和 GARCH)来提升观点向量的准确性, 以期获得更好的结果。尽管线性时间序列模型可以有效地预计未来收益, 但是由于金融时间序列有着较高的噪声水平, 以及自变量和因变量的相关性会随着时间的序列而发生改变, 因此在现实应用中很难准确预测未来收益。考虑到集成学习较高的预测准确率与很好的抗噪声能力, 本文将其实用于 Black-Litterman 模型的主观观点优化中, 使得投资者的主观因素有数据来源与依据作为支撑, 从而更好地解释模型。

3. 理论介绍

(一) 集成学习理论

(1) Xgboost

Xgboost 是一种基于极端梯度提升的决策树模型, 通过构建多个决策树的集成模型, 以提高预测的性能和准确性, 相比于以往梯度提升算法, Xgboost 使用了一种新的正则化技术, 可以避免过拟合、支持并行计算等优点。因此, 本文在对模型进行算法迭代时, 考虑 Xgboost 具有高性能、高灵活性以及良好的拟合效果等特点, 将其纳入集成学习模型中。

具体表达式为:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \quad (1)$$

其中, $\hat{y}_i$ 表示为根据模型 $f_k(x_i)$ 所预测的结果, K 代表决策树的数量, f_k 代表第 K 棵树, 因此, Xgboost 的损失函数可以表示为

$$\text{Obj}(\theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \widehat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) + C \quad (2)$$

其中, $l(y_i, \widehat{y}_i^{(t-1)})$ 表示训练中得到的 x_i 的误差, $\Omega(f_t)$ 表示第 K 棵树的正则化结果, Xgboost 的预测具有顺序性, 因此在预测 t 棵树时, 前 $t-1$ 棵树的结果已经训练完成, 故正则化项和训练中获得的误差可以视为常数, 对上式变形整理后可得:

$$\text{Obj}^* = \sum_{i=1}^n 2 \left[\left(y_i, \widehat{y}_i^{(t-1)} \right) f_t(x_i) + f_t(x_i)^2 \right] + \Omega(f_t) + C_1 \quad (3)$$

通过数学上的泰勒展开, 经过一系列的优化后得到客观函数如下:

$$\text{Obj}^* = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \tau} + \gamma T \quad (4)$$

在上式中 Obj^* 越小, 代表结果越好, Xgboost 算法迭代使用以下增益系数以实现最佳分裂点的选择。

$$\text{Gain} = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \tau} + \frac{G_R^2}{H_R + \tau} - \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \tau} \right] - \gamma \quad (5)$$

(2) Catboost

Catboost 由 Categorical 和 Boosting 构成，主要用以处理类别型特征问题，采用标签平均值以便更好地提取特征中关键信息，随着模型不断迭代，现有 Catboost 采用改进的 OrderedTS 编码方法，解决了可能存在的训练集与测试集中存在条件偏移的问题，同时解决了过拟合的可能性，使模型的准确性和可靠性更稳定。具体公式表示为：

$$x_{\sigma_{p,k}} = \frac{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_{j,k}} = x_{\sigma_{p,k}}] Y_{\sigma_j} + \alpha P}{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_{j,k}} = x_{\sigma_{p,k}}] + \alpha} \tag{6}$$

(3) LightGBM

在提升决策树的基础上优化的 LightGBM 算法，具有更快的训练速度、更低的内存消耗、更好的准确率、支持分布式可以快速处理海量数据等优点，通过保留梯度较大的数据，在梯度较少的数据中随机取样，减少了数据集分布带来的影响，同时将多个特征进行整合，减少特征数量，提高模型的准确性和可靠性。相比于 Xgboost 和 Catboost，LightGBM 在效能和内存上有决定性优势。

(二) 资产配置理论

(1) 等权重配置

等权重投资是一种较容易的投资组合构建策略，赋予投资资产相同的资金权重，若存在 n 个资产，则每份资产投资的资金比例为 $\omega_i = 1/n$ ，这种基准投资组合会定期进行权重调整，易于实现，避免估值误差。

(2) Black-Litterman 模型

Black-Litterman 模型以所选资产投资组合的均衡权重作为基础，将经由历史数据计算出的均衡收益率作为先验期望，后将投资者的主观观点作为增量信息，以此计算并确定后验权重与收益。它的优点主要体现在两个方面：模型以市场均衡组合为起点，因此结果的稳定性大幅提高，配置结论往往更贴近投资者的直观认知；投资者可以更灵活的表达对资产的主观观点，例如可以只对部分资产发表观点。其后验收益的期望与协方差阵如下：

$$\mu_p = \left[(\tau \Sigma)^{-1} + P^T \Omega^{-1} P \right]^{-1} \left[(\tau \Sigma)^{-1} \Pi + P^T \Omega^{-1} Q \right] \tag{7}$$

$$\Sigma_p^* = \Sigma + \left[(\tau \Sigma)^{-1} + P^T \Omega^{-1} P \right]^{-1} \tag{8}$$

其中，各参数如表 2 所示：

Table 2. Black-Litterman model parameter annotations
表 2. Black-Litterman 模型参数注释

参数	参数含义
τ	历史收益率协方差矩阵 Σ 的系数
Σ	资产历史收益率的协方差矩阵
P	主观观点矩阵
Ω	主观观点的协方差矩阵
Π	市场均衡收益率
Q	主观观点收益率向量
μ_p	后验收益率的期望
Σ_p^*	后验收益率的协方差矩阵

Black-Litterman 模型的先验分布的效用函数表示为

$$U = \bar{w}^T \Pi - \frac{1}{2} \delta \bar{w}^T \Sigma \bar{w} \quad (9)$$

其中, w 为资产配置权重向量, δ 为风险厌恶系数, 当没有主观观点时, w 接近于 CAPM 模拟的市场均衡权重, 记 $r = (r_1, \dots, r_n)^T$ 为投资组合内 n 个资产的收益率向量, 假定 $r \sim N(\mu, \Sigma)$ 。 μ 是随机变量, 且以市场均衡收益率 Π 作为期望, 以 $\tau \Sigma$ 作为协方差阵。其中 τ 越小, 代表主观观点所占比例越小。将 μ 用如下形式表示:

$$\mu = \Pi + \varepsilon \quad (10)$$

其中 ε 服从均值为 0, 协方差矩阵为 $\tau \Sigma$, μ 服从如下分布:

$$\mu \sim N(\Pi, \tau \Sigma) \quad (11)$$

在得到先验分布后, 加入主观信息, 当投资者有 i 个观点, j 个投资资产时, 设 P 为一个为 $(i \times j)$ 的矩阵, 则矩阵 P 的行向量为观点向量, 矩阵 P 中的元素代表着主观观点中对应的资产收益率的对应资产的相对或绝对收益方向, 并不包含具体数据。设 Q 为 n 个主观观点中具体收益率的期望, 则 Q 为一个 $(i \times 1)$ 的向量, 设 Ω 为主观观点的协方差阵, 可得 Black-Litterman 模型中的增量信息为:

$$P \bar{\mu}^* = Q + \varepsilon \quad (12)$$

其中 ε 服从均值为 0, 协方差矩阵为 Ω , 则主观观点的条件概率分布可以表示为:

$$P \bar{\mu}^* | \mu \sim (Q, \Omega) \quad (13)$$

根据贝叶斯公式经计算可得到后验收益率 $\bar{r}$ 的分布, $\bar{r} \sim N(\bar{\mu}_p, \Sigma_p^*)$, 将其带入均值 - 方差模型可得:

$$\bar{w} = (\delta \Sigma_p^*)^{-1} \Pi \quad (14)$$

(3) 最小方差模型

最小方差模型是从均值 - 方差模型的基础上衍生得到, 若存在一个包含 n 种资产的投资组合 p , 每个资产在投资组合中的权重为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$, 并满足权重之和为 1, 即 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$, 设该投资组合单个资产的收益率和预期收益率分别为 $r_1, r_2, \dots, r_n$ 和 $E(r_1), E(r_2), \dots, E(r_n)$, 因此, 可以计算出该投资组合的风险水平及预期收益率

$$E(r_p) = \sum_{i=1}^n \omega_i E(r_i) \quad (15)$$

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j) \quad (16)$$

其中, σ_p^2 代表了投资组合的风险水平, $\text{cov}(r_i, r_j)$ 表示 r_i 与 r_j 的协方差, 均值 - 方差模型的公式如下:

$$\arg \min \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j) \quad (17)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i > 0 \quad (18)$$

根据这个模型分配资产权重时, 只需要评估资产之间的协方差矩阵即可。

(4) 风险平价模型

风险平价模型的主要思想是在不同资产间实行风险分配, 确保不同资产对总体风险的贡献相等, 对

于包含 n 种资产的投资组合，总体风险可以表示为 $\sigma^2 = \omega^T \Sigma \omega$ ，其中 Σ 表示不同资产的协方差矩阵， ω 表示资产的权重向量，令第 i 个资产的边际风险贡献率为：

$$MRC_i = \frac{\partial \sigma_p}{\partial \sigma_i} = \frac{\partial \sqrt{\omega^T \Sigma \omega}}{\partial \sigma_i} = \frac{(\Sigma \omega)_i}{\omega^T \Sigma \omega} \tag{19}$$

风险贡献度为：

$$RC_i = \omega_i * MRC_i = \omega_i * \frac{(\Sigma \omega)_i}{\omega^T \Sigma \omega} \tag{20}$$

理论上，当 $RC_1 = RC_2 = \dots = RC_n = \frac{1}{n}$ ，即可求出 ω ，但实际应用中权重为非负值且权重之和等于 1，使用这种方法无法求出最优解，因此转换为如下公式的优化问题。

$$\arg \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (RC_i - RC_j)^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \left(\omega_i (\Sigma \omega)_i - \omega_j (\Sigma \omega)_j \right)^2 \tag{21}$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i > 0 \tag{22}$$

4. 数据说明

(一) 基金业绩指标

收益类指标选取了基金的净值收益率，考虑到数据的可得性，本文添加了济安金信的基金评级数据，将基金的盈利能力纳入收益类指标中，共分为六个等级，分别用数字 1~6 衡量基金的盈利能力，数字越大，说明该只基金的盈利能力越强。风险类指标参考相关文献，选择了基金月度的振幅、涨跌幅，同时纳入主观指标，即济安金信对其抗风险能力的评级，同样采用 1~6 数字进行衡量。

(二) 基金经理指标

基金经理的评价指标，本文基于以往对基金经理的评价指标(如表 3 所示)，选择了学历、国籍、任职年限以及择时选股能力，其中学历在博士及以上赋值为 3，硕士赋值为 2，本科赋值为 1；中国国籍赋值为 1，否则为 0；任职年限以年为单位；根据评级机构对基金的评价，选择择时选股能力作为对基金经理能力指标的判定。

Table 3. Comprehensive evaluation indicators of the Fund

表 3. 基金综合评价指标

基金业绩评价指标		基金经理评价指标
收益类指标	风险类指标	
净值收益率 盈利能力	抗风险能力 振幅 月度涨跌幅	学历 国籍 任职年限 择时选股能力

5. 实证回测

(一) 调参

采用 sklearn 网格搜索对数据进行调参，以月度收益率为例作为因变量，其余变量进行模拟，对所使用模型的调查结果如下表 4 所示：

Table 4. Ensemble learning model tuning
表 4. 集成学习模型调参

集成学习模型	参数
Xgboost	n_estimators = 200 max_depth = 5 min_child_weight = 10 reg_alpha = 0.1 learning_rate = 0.1
Catboost	iterations = 200 depth = 5 learning_rate = 0.01
LightGBM	n_estimators = 50 max_depth = 5 num_leaves = 31 learning_rate = 0.1

(二) 模型选择

本文数据来源于瑞思数据库,以 2013 年~2020 年的基金月度数据作为模型测试样本,以 2020 年~2022 年三年的数据进行预测,并与基金经理数据进行匹配,最终产生有效样本量为 1318 份。分别采用 Xgboost, Catboost 和 LightGBM 集成模型对数据进行回测,以均方误差(MSE)来评价模型的预测效果, MSE 的计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2$$

可得到回测阶段不同集成模型的均方误差,从月度收益率、季度收益率和年收益率上看, Xgboost 集成算法的预测误差较小,因此可以认为 Xgboost 预测效果较准确。相比于 Catboost 模型可能存在的条件偏移问题, Xgboost 模型具有较好的预测稳定性,并且,在应用成熟度上, Xgboost 具有比 LightGBM 更广泛的应用范围,通常被应用于企业风险违约、股票市场投资和债券市场投资等方面。结合本文的研究内容以及均方误差(MSE)的结果(如表 5 所示),本文后续都将采用 Xgboost 模型对基金收益率进行预测并从大到小排列,选择月收益率最大的三只基金进行不同权重配置的投资策略。

Table 5. MSE metrics for integrated models
表 5. 集成模型的 MSE 指标

	月度收益率 MSE	季度收益率 MSE	年收益率 MSE
Xgboost	0.590	0.593	6.532
Catboost	0.717	1.786	11.440
LightGBM	1.149	1.494	12.104

采用 Xgboost 预测基金的月收益率,排序后以季度为周期进行投资,每季度选择的基金如下表 6 所示。

根据选出的基金收益率数据导入等权重配置模型、Black-Litterman 模型、最小方差模型和风险平价模型,与市场指数组合的收益率进行对比,从图 1 中 bl 表示按 Black-Litterman 模型计算出的权重进行投资的组合策略, market 代表沪深 300 与国债指数按 8:2 的比例进行组合的策略, ave 表示等权重配置的投资组合策略, min_var 表示最小方差模型的权重比例投资的策略, risk_mean 表示按风险平价模型的权重

配置的投资组合策略。从不同基金投资组合策略的收益率结果来看，使用 Black-Litterman 模型与风险平价模型的资产配置策略具有超越市场指数的投资收益，并且，在基金指数整体下行的趋势下，仍能够获得较好的投资收益，说明在纳入基金经理的业绩评价指标结合 Black-Litterman 模型的投资组合策略，能够获得较好的回报。而最小方差模型和等权重配置的模型并未表现出较好的收益表现。

Table 6. Xgboost screening fund

表 6. Xgboost 筛选基金

年份	季度	筛选基金
2020 年	第一季度	中信保诚新兴产业混合 A 工银金融地产混合 A 摩根转型动力混合 A
	第二季度	华宝服务优选混合 广发趋势优选灵活配置混合 A 中信保诚新兴产业混合 A
	第三季度	东海美丽中国灵活配置混合 中信保诚新兴产业混合 A 南方潜力新蓝筹混合 A
	第四季度	中信保诚新兴产业混合 A 华泰柏瑞量化增强混合 A 国泰量化策略收益混合 A
2021 年	第一季度	圆信永丰双利 A 汇丰晋信双核策略混合 A 富国新回报灵活配置混合 A/B
	第二季度	华夏成长混合 A 华富国泰民安灵活配置混合 A 国投瑞银信息消费混合
	第三季度	工银新财富灵活配置混合 汇丰晋信双核策略混合 A 汇丰晋信双核策略混合 C
	第四季度	汇丰晋信双核策略混合 A 汇丰晋信双核策略混合 C 银华高端制造业混合 A
2022 年	第一季度	华宝创新优选混合 圆信永丰双利 A 富国新回报灵活配置混合 A/B
	第二季度	富国新回报灵活配置混合 C 富国新回报灵活配置混合 A/B 圆信永丰双利 A
	第三季度	华夏成长混合 华富国泰民安灵活配置混合 A 银华高端制造业混合 A
	第四季度	长城久鑫混合 A 红塔红土盛世普益混合发起式 富国新回报灵活配置混合 A/B

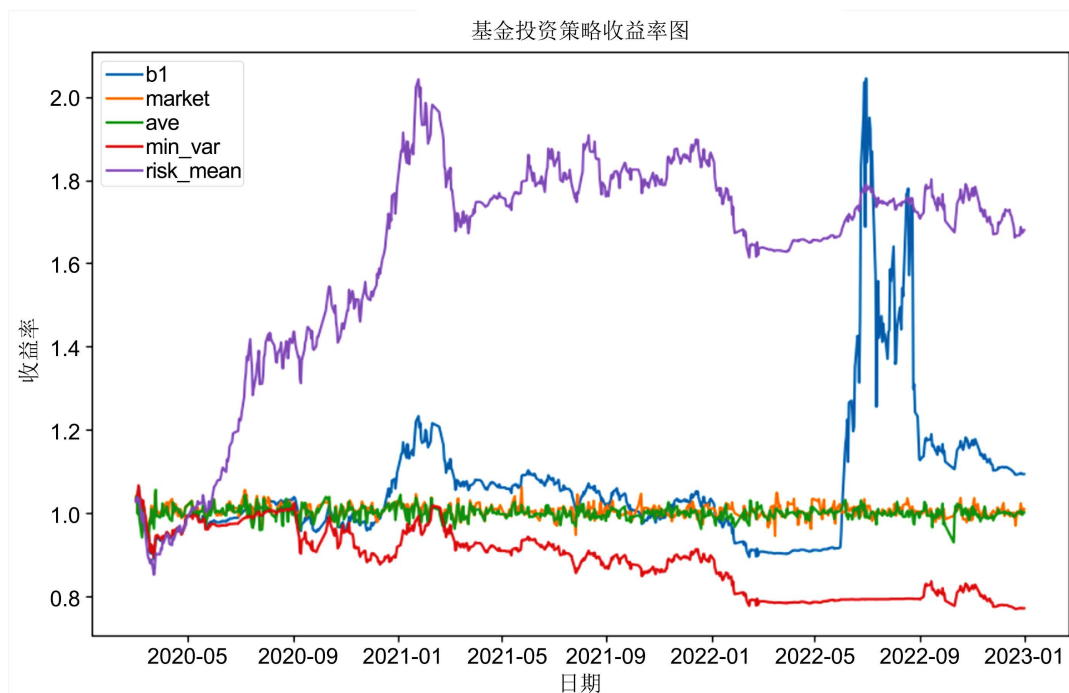


Figure 1. Fund investment strategy yield

图 1. 基金投资策略收益率

6. 结论与展望

本文引入基金经理业绩指标,旨在构造出相较于基金普通业绩评价体系更有效的评价体系,特别地,结合目前基金市场的趋势,加入基金经理个体特征的主观指标,并对其量化。通过集成学习进行收益预测与基金选择,并以其预期收益率对 Black-Litterman 模型进行优化,最终以 4 种资产配置模型(等权重模型、风险平价模型、最小方差模型、基于集成学习优化后的 Black-Litterman 模型)构造投资策略并进行回测,对比两评价体系下各投资策略的各项指标得到了如下结论:集成学习模型中, Xgboost 对数据的预测效果较好,使用 Xgboost 进行基金收益率预测并使用四种资产配置模型(等权重模型、风险平价模型、最小方差模型、基于集成学习优化后的 Black-Litterman 模型)进行投资,发现 Black-Litterman 模型与风险平价模型具有较好的收益回报,而等权重模型、风险平价模型并不能带来超过市场指数的收益。

在实证研究的过程中,仍存在许多不足有待进一步完善,主要可以从以下几个方面继续深入研究:

- (1) 在引入特征指标时,可以考虑更多的指标例如:舆情因子、宏观因子、持仓集中度、基金自身评级等,使评价体系更为完善全面。
- (2) 在刻画基金经理特征的量化过程中,对口专业背景变量的分类判断过于主观,在后续研究中可通过自动化方法进行基金类别与专业的词频匹配,进一步判断是否具有强专业相关性。
- (3) 在判断集成学习模型的优劣中,本文是以 MSE 为唯一标准,后续可以考虑更多参数如 MAE、RMSE 等。
- (4) 在基金调仓方面,本文调仓策略频率较低,为季度调仓,未来提高调仓频率,进行月度调仓或周度调仓等。
- (5) 在回测中,2020~2022 区间相对较短,且处于疫情期间具有一定的特殊性质,此时行业主题基金正处于风口之上,后续改进可将回测周期拉长,尽量穿越完整的牛熊市。

参考文献

- [1] Markowitz, H. (1952) Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7, 77-91.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1952.tb01525.x>

-
- [2] Sharpe, W.F. (1966) Mutual Fund Performance. *The Journal of Business*, **39**, 119-138. <https://doi.org/10.1086/294846>
 - [3] Treynor, J.L. (1965) How to Rate Management of In-Vestment Funds. *Harvard Business Review*, **43**, 63-75.
 - [4] Brinson, G.P. and Fachler, N. (1985) Measuring Non-US. Equity Portfolio Performance. *The Journal of Portfolio Management*, **11**, 73-76. <https://doi.org/10.3905/jpm.1985.409005>
 - [5] Fama, E.F. and French, K.R. (1993) Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. *Journal of Financial Economics*, **33**, 3-56. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(93\)90023-5](https://doi.org/10.1016/0304-405X(93)90023-5)
 - [6] 汪光成. 基金的市场时机把握能力研究[J]. 经济研究, 2002(1): 48-55.
 - [7] 宋贺, 房严, 常维. 我国开放式基金绩效及选股和择时能力研究[J]. 财务与金融, 2020(1): 70-79.
 - [8] Golec, J.H. (1996) The Effects of Mutual Fund Managers' Characteristics on Their Portfolio Performance, Risk and Fees. *Financial Services Review*, **5**, 133-147. [https://doi.org/10.1016/S1057-0810\(96\)90006-2](https://doi.org/10.1016/S1057-0810(96)90006-2)
 - [9] Bliss, R.T. and Potter, M.E. (2002) Mutual Fund Managers: Does Gender Matter? *The Journal of Business and Economic Studies*, **8**, 1-15.
 - [10] 陈立梅. 基金经理人力资本特征对基金业绩影响的分析与研究——以开放式基金为例[J]. 南京邮电大学学报(社会科学版), 2010, 12(2): 70-75.
 - [11] Ross, S.A. (2013) The Arbitrage Theory of Capital Asset Pricing. *Handbook of the Fundamentals of Financial Decision Making: Part I*. World Scientific, 11-30. https://doi.org/10.1142/9789814417358_0001
 - [12] Beach, S.L. and Orlov, A.G. (2007) An Application of the Black-Litterman Model with EGARCH-M-Derived Views for International Portfolio Management. *Financial Markets and Portfolio Management*, **21**, 147-166. <https://doi.org/10.1007/s11408-007-0046-6>
 - [13] 李仲飞, 周骐. 一个基于 Black-Litterman 模型和复杂网络的行业配置模型[J]. 中国管理科学, 2021, 31(1): 11-12.