

基于三阶段DEA的股票型基金投资绩效研究

林翰, 李冰, 张茂祥

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年2月17日; 录用日期: 2025年3月26日; 发布日期: 2025年4月3日

摘要

近年来, 随着中国资本市场开放程度加深、资管新规落地以及投资者对风险调整后收益的关注度提升, 基金绩效评估逐渐从单一收益指标转向多维度综合效率分析。然而, 传统评估方法多聚焦于单一风险收益维度, 难以全面反映基金运营中投入产出的复杂关系。本文应用三阶段DEA模型方法, 研究中国开放式股票型基金的投资绩效。研究选取费率、Beta、下行风险和基金规模为投入变量, 复权单位净值增长率为产出变量, 基金经理平均年限、团队稳定性、滞后一期复权单位净值增长率为环境变量, 测算样本基金的DEA效率。对有效组与无效组基金在最大回撤、Sharpe等指标维度进行比较, 结果显示: DEA方法选出的有效基金表现较好。

关键词

三阶段DEA模型, 股票型基金, 投资绩效

A Study on the Investment Performance of Equity Funds Based on Three-Stage DEA Method

Han Lin, Bing Li, Maoxiang Zhang

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Feb. 17th, 2025; accepted: Mar. 26th, 2025; published: Apr. 3rd, 2025

Abstract

In recent years, with the deepening openness of Chinese capital market, the implementation of new asset management regulations, and the increasing focus of investors on risk-adjusted returns, fund performance evaluation has gradually shifted from single-dimensional return metrics to multi-dimensional comprehensive efficiency analysis. However, traditional evaluation methods predominantly

focus on a single risk-return dimension, making it difficult to fully capture the complex input-output relationships in fund operations. This study employs a three-stage DEA model approach to investigate the investment performance of Chinese open-end equity funds. The research selects expense ratio, Beta, downside risk, and fund size as input variables, the growth rate of adjusted net asset value per unit as the output variable, and the average tenure of fund managers, team stability, and lagged one-period growth rate of adjusted net asset value per unit as environmental variables to estimate the DEA efficiency of sample funds. A comparative analysis of the efficient and inefficient fund groups across metrics such as maximum drawdown and Sharpe ratio reveals that the DEA-selected efficient funds exhibit superior performance.

Keywords

Three-Stage DEA, Equity Fund, Investment Performance

Copyright © 2025 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

自 1992 年第一只由中国人民银行总行批准的淄博乡镇企业投资基金成立,我国基金业经历近三十年的发展,虽几经波折,但近年越来越受到投资者的青睐,截至 2024 年底,公募基金产品数量达到 1.24 万只,基金份额高达 29.79 万亿份,基金资产净值逼近 31.9 万亿元,三项数据均创下历年新高。其中开放式普通股票型基金一共 1019 只,净值超 2.5 万亿元。在过去的四年中,基金市场出现了过山车式的行情。2019 和 2020 年,基金赚钱效应在股市火热的带动下尤为明显,大部分基金持有人都从基金市场上获利,2021 年第一季度,我国基金市场的历史全部个人客户数量大幅增长由原本的 3496 万人激增至 4682 万人,人数涨幅达到了 33.92%。但是行情随即急转直下,年化收益率高速下滑。市场的急剧调整使得基金持有人盈利人数比例在短短的三个月中由 70.42% 下降至 53.28%,平均收益率更是由 15.44% 下滑至 8.85%。随后 2022 年至 2024 年的市场行情依旧上演了过山车般的走势,基金亏损的新闻不断登上热搜。

在未来的情况下,股票市场的不确定性和波动性随着国内和国际市场的复杂形势不断增加。对于投资者而言,如何在剧烈变动的市场中挑选能够有效抵御风险的基金成为一个重要问题。虽然有“专业的事情交给专业的人”这句老话,但投资者本身也应当学习相应的投资知识,提高自身的专业素养。因为当前我国基金数量要远多于我国股市上市公司数量,也就是说选好一只基金其难度并不小于选择一只优秀的公司股票。

基金业绩表现,是投资者选择基金的重要参考指标。有关基金业绩的评价,很多投资者在选择基金的时候往往只是简单地根据其过往的收益率来做判断,通常历史业绩好的基金更加受到投资者的青睐;也有的投资者为减少交易成本在进行选择的时候会优先考虑费率较低的基金;一些风险厌恶的投资者会更加偏好波动较为稳定,回撤次数较少,超额风险较少的基金。但这些标准都很难全面地对一只基金进行评价。

本文将采用数据包络分析方法(Data Envelopment Analysis, DEA)进行研究。DEA 模型相较于传统基金绩效评价方法(如 Sharpe 比率、Jensen Alpha 等)的优越性体现在其多维度动态分析能力且无需任何假设:通过整合多类投入(如费率、风险)与产出(如净值增长)变量,并引入环境因素(如管理团队稳定性),DEA 可量化基金运营的综合效率,避免单一收益或风险指标的片面性;同时,其非参数特性剥离了市场波动与外部环境干扰,直接反映管理能力,并能识别规模效应(如规模报酬递增/递减),为资源配置优化

提供更精准的决策依据。三阶段 DEA 在决策单元(Decision Making Units, DMU)无效率来源的分离上, 比传统的 DEA 方法更具体, 目前, 用三阶段 DEA 方法来研究基金绩效的文献尚不多见。本文选用三阶段 DEA 方法, 评价中国股票型基金的绩效表现。本文实证结果表明: 经过三阶段 DEA 方法选出的有效基金, 其整体的表现优于市场上的同类基金, 并且优于大盘的表现。

2. 文献回顾

数据包络分析方法, 是一种非参数的综合效率评价方法。由 Charnes、Cooper 和 Rhodes 三人[1]提出, 学者以三人姓氏首字母命名此模型, 称之为 CCR 模型。CCR 模型假设所研究的决策单元都是规模收益不变的。由于现实中, 很多决策单元并没有处于最优规模的状态。Banker、Charnes 和 Cooper 三人[2]提出了基于规模收益可变(Variable Returns to Scale, VRS)的 DEA 模型, 称为 BCC 模型, 这一模型得出的技术效率不包含规模效率, 称为纯技术效率。

学者从各个方面对股票型基金的投资绩效进行了研究。例如, 邱梦圆等[3]对股票型基金实证研究发现, 基金的风险和收益、选股能力和择时能力、业绩持续性和稳定性, 较难同时达到; 孙秉文等[4]采用六因子模型研究不同市场状态下的股票型和混合型基金, 发现混合型基金比股票型基金有更好的风险调整后收益; 黄宇元等[5]对开放式股票型基金的研究发现, 基金的流动性择时能力能够改善基金业绩, 但仅有 30% 的样本基金有这一能力; 张学勇等[6]从行业配置角度得出, 行业集中度和行业活跃度和基金业绩正相关; 肖峻等[7]构建的 APB 因子结合传统的三因子模型, 可控制基金投资风格趋同化带来的影响, 并提高投资者对于基金业绩优劣判断的准确性。

DEA 方法为基金绩效的评价提供了另一种角度。例如, 胡艳等[8]利用 DEA 的效率分解, 对于基金业绩风险水平, 以及基金经理管理风险的能力进行了研究, 结果表明规模效率与投资风格有关, 技术效率与团队稳定性有关; 胡艳[9]建立 Malmquist-DEA 指数评价模型, 动态考察了我国开放式股票型基金的业绩, 结果表明投资风格和团队稳定性对于基金的业绩表现有突出影响; 张鹏等[10]提出含有中性指标的 DEA 基金绩效评价模型, 发现我国基金获取超额收益能力较好, 但其业绩受市场波动影响较大; 闫屹等[11]将主成分分析法与 DEA 模型相结合, 发现普通股票型基金其主动管理能力较弱; 杨世峰等[12]用 DEA-Tobit 模型, 发现中国证券市场绿色基金大多数处于无效状态, 基金经理能力及基金投资规模显著正向影响其效率表现。

然而, 传统的 DEA 方法, 认为决策单元的无效率均是由管理无效率造成的, 这会对评估结果造成误差, 同时不利于决策单元的无效率改进。Friedetal [13]提出三阶段 DEA 模型, 认为无效率除了有管理无效率还有环境因素和随机因素造成的无效。三阶段 DEA 方法可以同时调整环境因素和随机误差的影响, 从而受到广泛使用。对于三阶段 DEA 方法的应用, 多集中在其他领域, 尚无有效研究采用三阶段 DEA 方法来研究基金绩效。例如, 陈静等[14]用三阶段 DEA 研究我国金融科技企业的运营效率; 舒欢等[15]在分析企业社会责任效率时采用了三阶段 DEA 方法; 刘芹等[16]在研究广西县级公立医院效率的影响因素时选用了三阶段 DEA-Tobit 回归模型; 王蕾等[17]用三阶段 DEA 方法研究我国农业生产效率的政策效应和时空差异。为了拓展 DEA 方法的应用范围, 同时评价基金业绩表现, 本文选用三阶段 DEA 方法, 研究中国证券市场中股票型基金的投资绩效。

3. 模型构建与设定

模型设定

数据包络分析方法有投入导向和产出导向。投入导向是在假定产出不变的情况下, 研究如何通过改进投入来提升效率; 产出导向是在假定投入不变的情况下, 研究如何通过改进产出来提升效率。在基金

的实际运作中,一般通过改变投入来影响产出水平,因此,本文选用投入导向的 DEA 模型。三阶段 DEA 方法认为决策单元无效率的原因,除了管理无效率,还受环境因素和随机干扰的影响,故在对环境因素和随机干扰予以剔除后进行效率测算。在第一阶段,用投入导向 BCC 模型。借助这一步可以得出每一个决策单元的松弛值。松弛值产生的根本原因在于,数据包络分析方法求得的有效前沿,是分段线性函数,存在着与坐标轴平行的部分,从而造成了松弛。这一值用于第二阶段的影响剔除。

在第二阶段,用类似 SFA 的分析方法,基于第一阶段的松弛变量和选出的环境变量,测算出具体的环境因素的影响程度和随机干扰的影响程度,然后基于此调整原始的投入变量的值。

因此,根据 Fried *et al.* [13]的思路,基于投入导向,构造类似 SFA 回归函数如下:

$$S_{ni} = f^n(Z_i; \beta_n) + v_{ni} + u_{ni}; i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$f^n(Z_i; \beta_n) = \beta_0 + \sum \beta_n \cdot Z_i; i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, S_{ni} 是第 i 个决策单元第 n 项投入的松弛值; Z_i 是环境变量; β_0 为常数项的系数, β_n 是环境变量的系数, β 值由 Frontier4.1 软件计算得出, $f^n(Z_i; \beta_n)$ 用来表示环境因素对 S_{ni} 的影响; $v_{ni} + u_{ni}$ 是混合误差项(ε), v_{ni} 表示随机干扰, u_{ni} 表示管理无效率。其中 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ 是随机误差项,表示随机干扰因素对投入松弛变量的影响,呈正态分布; $u \sim N(0, \sigma_u^2)$ 表示管理无效率,管理因素对投入松弛变量的影响,假设其服从在零点截断的正态分布。

在这一阶段的关键是对于管理无效率项的分离。而在对管理无效率的估计上,采用罗登跃[18]的公式。这一公式与陈巍巍[19]推导得出的一致。计算管理无效率的公式为:

$$E(\mu | \varepsilon) = \sigma^* \left[\frac{\varphi\left(\lambda \frac{\varepsilon}{\sigma}\right) + \lambda \frac{\varepsilon}{\sigma}}{\Phi\left(\lambda \frac{\varepsilon}{\sigma}\right)} \right] \quad (3)$$

$$\sigma^* = \frac{\sigma_\mu \sigma_v}{\sigma}; \sigma = \sqrt{\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2}; \lambda = \frac{\sigma_\mu}{\sigma_v} \quad (4)$$

具体的计算通过 EXCEL 实现,根据计算出的 v_{ni} 和 u_{ni} , 调整原始投入。调整公式如下:

$$X_{ni}^* = X_{ni} + \left[\max(f^n(Z_i; \beta_n)) - f^n(Z_i; \beta_n) \right] + \left[\max(v_{ni}) - v_{ni} \right], i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中, X_{ni}^* 为原始投入 X_{ni} 经调整后的新投入; $\max(f^n(Z_i; \beta_n))$ 表示处于最差的环境状况,其他决策单元以此为基准进行调整,处于较好环境的决策单元,增加更多的投入,反之,增加较少投入,使得所有的决策单元都被调整至相同的环境水平;对于随机误差项也遵循这个思路进行调整,使得所有决策单元处于相同的随机干扰水平。在第三阶段,用调整后的投入值和原始的产出值,再次进行投入导向的 BCC 模型测算效率,这样测算出来的效率值,被认为是剔除了环境因素和随机干扰的影响,其无效率只由决策单元自身的管理无效率构成。

4. 数据与指标构建

4.1. 数据来源

我国股票型公募基金按运作方式可分为开放式与封闭式两类。开放式基金无固定存续期限,其资产规模随申赎行为动态变化;而封闭式基金在发行期即确定总份额,存续期内规模恒定,投资者仅能通过二级市场交易实现流动性,其存续时间在设立时已明确。基于投资灵活性及市场代表性考量,本文将开

放式基金作为研究对象。

在股票型基金细分类型中,普通股票型基金(主动管理型)通过精选个股构建投资组合,追求超越基准的超额收益,其持仓结构高度依赖基金经理的投研能力与策略执行,管理费率较高且非系统性风险突出,但潜在收益空间较大;被动指数型基金以完全复制特定指数成分股为目标,通过跟踪误差控制实现与标的指数收益匹配,管理成本较低且非系统性风险分散;增强指数型基金则介于两者之间,在被动跟踪基础上进行有限主动调整。后两类基金因收益与风险特征高度锚定指数,管理效能评估受外部因素干扰显著,难以有效剥离管理人主观能力的影响。因此,本文聚焦普通股票型基金,其主动管理特性更契合 DEA 模型对投入产出关系的分析需求。

本文选用 2022 至 2024 年的年度数据作为研究样本。将 2024 年度数据作为下列实证分析的重点,因 2024 年是市场复杂动荡的一年,我国 A 股市场经历了完整的牛熊盘整周期,能够全面地反映基金在各种市场环境下的风险管控以及收益获取的能力。本文选择开放式股票型基金分类下的普通股票型基金,测算其在 2024 年度的绩效表现。因为 2024 年度数据在环境变量中选用了 2023 年复权单位净值增长率的数据,所以在样本的筛选中,剔除了在 2023 年及以后成立的基金,剔除了数据缺失以及数据异常的基金,共得到 818 只基金。而 2022 年 2023 年的基金数据同时采取上述处理方案,分别得到 644 只基金和 702 只基金。

同时,为了研究 DEA 三阶段模型应用场景,将 2024 年度的开放式股票型基金中的增强指数型基金纳入研究,因为增强指数型基金以指数为基准,叠加主动管理获取超额收益,相较于被动指数型基金呈现出更多的管理能力,而管理效率正是 DEA 三阶段模型想要呈现的部分。本文将其最终效果与 2024 年度开放式股票型基金中的普通股票型基金做效果对比。

4.2. 指标构建

基于三阶段 DEA 模型的要求,变量分为投入指标、产出指标和环境变量。在用 DEA 模型测算基金绩效时,投入指标常选表征风险的变量,产出指标选取收益率。张屹山[20]曾用多种 DEA 模型考察我国证券市场上的开放式基金,其指标选取就依此规律。

DEA 是从投入和产出的角度来进行绩效的评价,因此投入和产出指标的选取非常重要,将对评价结果起到决定性的影响。因此在对于这两个指标选择上,一定要保证全面性、普遍适用性、一致性、客观性、关键性这几点要求。同时 DEA 模型本身对于输入数据也要遵守以下几点原则:1. 投入指标之间不能有较强的相关性。2. 投入和产出两部分指标值都不能为负。3. 投入以及产出指标的个数应当满足 $c \geq 2(a + b)$,其中 c 表示决策单元(DMU)的个数, a 表示投入指标的个数, b 表示产出指标的个数。

4.2.1. 投入指标

本文的投入指标考虑了风险因素,并添加了费率以及基金规模;共选用四个投入指标,分别为费率、Beta 系数、下行风险和基金规模。

(1) 费率

选用的是管理费率 and 托管费率,为了模型计算的方便,本文以两者之和作为费率指标。费率(包括管理费、托管费、交易成本等)直接反映基金运营的资源消耗,是衡量投入成本的核心指标。高费率可能侵蚀收益,影响效率值,传统 DEA 模型中较少单独将费率作为投入指标,更多以综合成本形式出现。但基金行业费率差异显著,单独纳入能更精准反映成本控制能力。

(2) Beta 系数

Beta 值用来衡量同一时期基金相对于市场收益的变动程度,衡量基金的系统性风险,反映基金对市

场系统性风险的敏感度，衡量被动风险敞口。高 Beta 基金需更高收益补偿风险，作为投入指标可体现风险调整后的效率。Beta 值多用于资本资产定价模型(CAPM)，DEA 模型中较少单独使用，但结合其他风险指标可增强模型解释力。

(3) 下行风险

在度量基金实际所面临的风险时，刘澄[21]在对于我国证券投资基金的绩效分析的研究表明，下行风险比传统的方差风险更好，下行风险是指，由于市场环境的变化，未来价格低于投资者预期的程度，下行风险(如半方差、VaR)聚焦于损失风险，比标准差更符合普通投资者对风险的感知。其纳入能反映基金管理中的非系统性风险规避能力，传统绩效评估多采用 Beta 值等系统性风险指标，但 DEA 模型强调多维投入，加入下行风险可弥补传统模型的单一风险视角；

(4) 基金规模

规模与运营效率呈非线性关系。规模过大会导致流动性降低和策略灵活性受限，过小则可能因固定成本分摊不足而效率低下，规模作为投入指标，可捕捉资源投入的边际效益递减效应 DEA 模型中通常将规模视为环境变量或外生因素，而非直接投入。但基金规模直接影响资产配置和交易成本，作为投入更贴合实际运作逻辑。

4.2.2. 环境变量

环境变量要求选取那些决策单元自身无法控制，但是又会影响到其效率表现的指标。选择基金经理平均年限、团队稳定性、以及滞后一期的复权单位净值增长率作为本文的环境变量，分别考虑样本期内该基金自身、样本期内基金母公司以及滞后一期的基金收益，对于该只基金样本期绩效表现的影响。

(1) 基金经理平均年限

基金经理平均年限为该基金在任的基金经理从业年限的平均值，经验丰富的基金经理更可能通过择时、选股获取超额收益。年限长通常意味着策略稳定性和市场适应能力更强，此类定性数据公开较少，且难以量化。但通过从业年限代理可间接反映管理能力，弥补 DEA 模型对“软实力”的忽略。

(2) 团队稳定性

由期间新经理数和期间离任经理数中较大值除以期间平均在任经理数，这里以基金公司统计区间内，旗下所有基金产品基金经理的在任和离任数据做计算，其中，期间平均在任基金经理数，为期初期末在任基金经理数的平均值。团队稳定性(如核心成员留存率)影响策略连贯性和执行效率。高稳定性可减少内耗，提升投研协作效果。团队稳定性数据通常不公开，需通过管理层披露或问卷调查获取，实操中罕见，但其对长期绩效的影响已被实证研究支持。一般在 0~1 之间，越小代表越稳定。

(3) 前置一期复权单位净值增长率

投资者在选择基金时，常常会考虑其往期的业绩表现，所以选取了前置一期的复权单位净值增长率。其用于控制前期绩效对当期效率的延续效应(如动量效应或反转效应)，避免模型因短期波动产生偏差，DEA 模型较少引入前置一期变量，但基金绩效具有持续性特征，纳入前置项可增强动态分析能力。

4.2.3. 产出指标

考虑到投资者在进行决策评价时，一般只考虑投资期间最终的收益情况，因此，本文选取复权单位净值增长率作为产出指标，衡量该年度内基金的表现。其可以直接反映基金的投资收益能力，是投资者最关注的绩效指标。复权处理可避免分红再投资偏差，确保数据可比性。DEA 模型中产出指标常选择风险调整后收益(如夏普比率)，但净值增长率更直观且便于横向对比，符合基金评价的实务需求。具体变量及其单位，见表 1。

Table 1. Variable details list**表 1.** 变量明细表

指标分类	名称	单位	数据来源
投入指标	基金规模	亿元	Choice
	Beta 值	-	Choice
	下行风险	%	Choice
	费率	%	Choice
环境变量	基金经理平均年限	年	Choice
	团队稳定性	-	Choice
	前置一期复权单位净值增长率	%	Choice
产出指标	复权单位净值增长率	%	Choice

5. 实证分析

5.1. 2024 年数据描述性统计

Table 2. Descriptive statistics**表 2.** 描述性统计

	Variable	Mean	Std.Dev	Min	Max	Median
投入指标	费率	1.3849	0.0894	0.2000	1.7500	1.4000
	Beta	1.1889	0.6534	-7.2749	10.9179	1.2011
	下行风险	4.8906	1.8396	0.2227	9.2529	5.0389
	基金规模	5.0787	12.1716	0.0017	196.8289	4.2731
环境变量	基金经理平均年限	4.1666	2.8592	0.0603	14.9973	3.5973
	团队稳定性	0.1663	0.1118	0.0000	0.8000	0.1429
	前置一期复权净值增长率	-9.6874	10.4095	-40.9838	37.7036	-9.9820
产出指标	复权单位净值增长率	19.0054	16.6694	-15.5098	90.7387	17.2325

见表 2，由原始数据的描述性统计表可见，基金规模的均值和中位数相差较大，可见开放式普通型普通股票型基金之间的规模差距比较大，规模最小的不到百万元，规模最大接近百亿元。费率、Beta 系数以及下行风险的均值和中位数都相差不大，样本的分布上较为均匀。表中可见，2024 年度，市场中普通股票型基金的整体平均年度复权单位净值增长率为 19.01%，但是具体到每一只基金，其收益差距较大，收益最高的基金是最低之差超过百分之百。由于市场因素的影响，2023 年基金市场整体的复权单位净值增长率较多为负值，市场表现最好的基金其复权单位净值增长率仅为 37.70%，仅仅高于 2024 年平均表现 27 个点左右。样本期内，任职于股票型基金的基金经理平均年限整体在 4 年左右，而且中位数与均值相差不大，管理经验趋于平均。

5.2. 2024 年指标数据处理

根据 DEA 模型对于输入的数据的要求，不同层次的变量之间的相关性应当较低，以更好地从不同层面对决策单元(DMU)进行评价。本文在投入和产出以及环境层面都选取多个角度的指标来对基金的表现进行衡量，根据 DEA 模型对投入指标不能高度相关的要求，对各投入指标进行相关性检验。同时 DEA

模型要求投入产出变量的值为正，因此需要对数据进行无量纲化处理。对环境进行同样的处理方式，以免数值较大带来的测度偏差。

5.2.1. 相关性检验

Table 3. Correlation analysis

表 3. 相关性分析

	费率	Beta	下行风险	基金规模
费率	1			
Beta	0.0504	1		
下行风险	0.0843	0.3671	1	
基金规模	0.1442	-0.0933	-0.0652	1

见表 3，四个投入指标的相关系数都较低，符合投入指标相关性不能过高的要求。

5.2.2. 2024 年数据无量纲化处理

对原始数据进行无量纲处理，使得数射到(0, 1]区间，采用惯用的处理方法，如公式(6)所示。

$$\text{调整值} = 0.1 + 0.9 \times \frac{\text{原始值} - \text{样本最小值}}{\text{样本最大值} - \text{样本最小值}} \quad (1)$$

5.2.3. 2024 年数据无量纲化处理后描述性统计

处理后投入指标见表 4 所示。

Table 4. Descriptive statistics of normalized data in phase I

表 4. 第一阶数据无量纲化后描述性统计

	Variable	Mean	Std.Dev	Min	Max	Median
投入指标	费率	0.788	0.052	0.1	1	0.797
	Beta	0.519	0.032	0.1	1	0.519
	下行风险	0.565	0.183	0.1	1	0.58
	基金规模	0.123	0.056	0.1	1	0.106
环境变量	基金经理平均年限	0.347	0.172	0.1	1	0.313
	团队稳定性	0.287	0.126	0.1	1	0.261
	前置一起复权净值增长率	0.458	0.119	0.1	1	0.455
产出指标	复权单位净值增长率	0.392	0.141	0.1	1	0.377

5.3. 2024 年数据结果分析

5.3.1. DEA 一阶段结果

见表 5，在 DEA 一阶段的测试结果上，纯技术效率的指标均值最高，达到了 0.80 以上，而综合技术效率值最低，未达到 0.50，三种效率值的均值都靠近中位数，四分位以上的数据效率值都较高水平，特别是纯技术效率接近 1 的水平。样本基金中三种效率值均有达到 1 的基金。

Table 5. Descriptive statistics of efficiency values in phase I
表 5. 第一阶段效率值描述性统计

	crste	vrste	scale
count	812	812	812
mean	0.483	0.869	0.572
std	0.179	0.106	0.172
min	0.102	0.519	0.112
25%	0.359	0.794	0.445
50%	0.483	0.883	0.583
75%	0.605	0.947	0.713
max	1.000	1.000	1.000

5.3.2. DEA 二阶段结果

第二阶段, Frontier4.1 软件先对模型进行广义单边似然比检验, 以确定其是否适用于随机前沿分析, 本文 LR 检验整体结果显著, 即存在管理无效率项。对于环境变量有效性检验, 我们所选择的三个环境变量 T 值均能通过 10% 显著性检验, 见表 6。

Table 6. Results of SFA in phase II
表 6. 第二阶段 SFA 结果

	费率		Beta 系数		下行风险		基金规模	
	系数	标准差	系数	标准差	系数	标准差	系数	标准差
常数项	0.1506	0.0158	0.0763	0.0150	0.0125	0.0035	-0.0562	0.0044
基金经理平均年限	0.0292	0.0132	0.0226	0.0013	-0.0056	0.0100	0.0546	0.0009
团队稳定性	-0.0350	0.0180	-0.0328	0.0362	0.0006	0.0051	-0.0006	0.0292
滞后一期复权单位净值增长率	-0.1092	0.0188	-0.0646	0.0003	-0.0273	0.0087	-0.0028	0.0003
Sigma-squared	0.0009	0.0009	0.0041	0.0013	0.0298	0.0017	0.0058	0.0020
Gamma	0.1806	0.1806	0.6500	0.1439	0.9999	0.0002	0.9200	0.0011

常数项以及各环境变量(基金经理平均年限、团队稳定性、上一年复权单位净值增长率)的系数, 用于计算环境变量的调整值 $f^n(Z_i; \beta_n)$ 。Sigma-squared 为随机误差项标准差的平方与管理无效率项标准差的平方和, 即 $\sigma = \sqrt{\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2}$ 。Gamma 为管理无效率项标准差的平方占 Sigma-squared 的比重, 即 $\gamma = \sigma_\mu^2 / (\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2)$ 。所以, 当 Gamma 为 1 时就意味着随机干扰为零, 其无效率是由环境因素和管理无效率造成的。

经过二阶段调整后的投入, 见表 7。

Table 7. Descriptive statistics for adjusted three-stage input metrics
表 7. 调整后三阶段投入指标描述性统计

	Variable	Mean	Std.Dev	Min	Max	Median
投入指标	费率	1.078	0.061	0.509	1.232	1.069
	Beta	0.952	0.085	0.732	1.210	0.944
	下行风险	0.963	0.102	0.636	1.341	0.990
	基金规模	0.965	0.017	0.944	1.075	0.963

和一阶段标准化后的数据相比可以看出，四个投入指标的均值都有增大趋势，这可能意味着部分基金在初始阶段因外部优势被误判为高效，而实际管理或技术水平较低，在二阶段剔除有利外部环境后需要更多投入才能达到相同产出。

5.4. DEA 三阶段结果

Table 8. Comparison table of efficiency values in phases I and III

表 8. 第一、三阶段效率值对比表

	Obs	CRSTE		VRSTE		SCALE	
		第一阶段	第三阶段	第一阶段	第三阶段	第一阶段	第三阶段
2022	644	0.463	0.497	0.881	0.920	0.526	0.540
2023	702	0.613	0.709	0.892	0.972	0.687	0.729
2024	818	0.485	0.576	0.912	0.973	0.532	0.592

见表 8，在所选的样本中。剔除了环境因素和随机干扰之后，调整后的投入和产出数据将所有决策单元置于相同的外部环境和运气水平下。2022 年至 2024 年三年的三种效率值都有上升，尤以每年的 CRSTE 改进最为明显，2023 年增长最大，改进后提高 9.1%，说明环境因素和随机干扰对综合技术效率的扭曲最明显。整体来看，第三阶段的 VRSTE 比第一阶段提升最大超 8%。而 SCALE 最高提高了 6%，SCALE (规模效率)的提高表明，剔除环境因素后，决策单元(如企业、区域等)的规模经济性得到更充分体现。通过三阶段 DEA 模型剔除环境变量和随机噪声后，所有效率值(CRSTE、VRSTE、SCALE)均明显提升，表明原始效率值(第一阶段)可能被外部环境或随机干扰低估。

而 2022 年，2023 年和 2024 年在一阶段和三阶段有效的基金的整体情况如下，见表 9。

Table 9. Efficiency summary and analysis: phases I vs. III

表 9. 第一、三阶段效率情况汇总分析表

	一阶段有效	三阶段有效
2022 年	19	36
2023 年	23	48
2024 年	21	50

有些基金在第一阶段呈现有效，有些在第三阶段呈现有效，但两者并不完全相同，2024 年为例，第一阶段有效的基金共有 21 只，第三阶段有效的基金共有 50 只，其中，第一、三阶段均呈现有效的基金共有 15 只。有 6 只基金在第一阶段有效而在第三阶段无效，其在一阶段有效的表现，是环境因素正向影响造成，三阶段使用调整后的数据重新计算效率时，在剔除了环境因素和随机干扰后，其实际管理水平不足。这种情况可能是因为资源投入冗余或技术应用低效的问题在剔除环境优势后暴露。另有 35 只基金在第一阶段无效，而经过了环境因素和随机干扰的剔除之后，其表现为有效，说明其绩效表现受环境因素和随机干扰的负向影响，在相同外部环境下的相对效率，说明其内部管理(如资源配置、技术创新)已达到行业有效前沿。上述表格可以看出，一阶段有效的基金数量显著小于三阶段有效的基金数量，这说明这部分基金效率低下主要源于外部环境或随机干扰，而非管理能力问题，对于这部分基金的管理者应当优先优化环境适应能力(如政策游说、区域资源整合)，同时巩固内部管理优势。

5.5. 效果分析

选取最大回撤、Sharpe 指数、Treynor 指数、Jensen 指数和信息比率作为评价标准。同时列出了当期

复权单位净值增长率、下一期复权单位净值增长率以及当期沪深 300 涨跌幅作为对比。最大回撤表示在一定周期内投资者可能面临的最大亏损；Sharpe 指数用来衡量每单位风险所产生的超额收益；Treynor 指数衡量每单位系统风险获得的超额收益；Jensen 指数衡量基金业绩中超过市场基准组合的收益率；信息比率从主动管理角度描述风险调整后收益。结果分别见表 10，见表 11，见表 12。

Table 10. Mean value table of indicator evaluation for common equity-type funds in 2024

表 10. 2024 年度普通股票型基金指标评价均值表

	最大回撤	Sharp	Treynor	Jensen	信息比率	当期复权净值增长率	当期沪深 300 涨跌	下月复权单位净值增长率
有效	-16.0657	0.2097	0.0200	0.0184	2.0566	52.2478%	14.68%	7.56677
无效	-20.4089	-0.17277	0.006555	-0.00759	-2.11859	18.28835%	14.68%	2.46792
综合	-20.37%	-0.169	0.0067	-0.0073	-2.078	18.52%	14.68%	3.87433

Table 11. Mean value table of indicator evaluation for common equity-type funds in 2023

表 11. 2023 年度普通股票型基金指标评价均值表

	最大回撤	Sharp	Treynor	Jensen	信息比率	当期复权净值增长率	当期沪深 300 涨跌	下月复权单位净值增长率
有效	-15.7663	-0.9033	-0.0450	-0.0025	1.2495	0.6999%	-11.38%	2.2361%
无效	-24.7687	-0.2760	0.0081	-0.0080	-2.4566	-19.5183%	-11.38%	-4.5367%
综合	-21.60%	-0.294	0.0029	-0.0066	-1.868	-15.44%	-11.38%	-3.2496%

Table 12. Mean value table of indicator evaluation for common equity-type funds in 2022

表 12. 2022 年度普通股票型基金指标评价均值表

	最大回撤	Sharp	Treynor	Jensen	信息比率	当期复权净值增长率	当期沪深 300 涨跌	下月复权单位净值增长率
有效	-9.6864	0.4169	-0.0012	0.0274	1.3455	16.7910%	-21.63%	4.6328%
无效	-29.6274	-0.2518	-0.0172	-0.0042	-1.0540	-12.5297%	-21.63%	-2.7365%
综合	-23.59%	-0.192	-0.0134	-0.0030	-0.808	-8.61%	-21.63%	-0.7833%

风险指标差异显著：2024 年有效组合最大回撤为-16.07%，显著优于无效组合的-20.41%，显示有效组合在极端市场环境下具备更强的抗风险能力。而夏普比率，有效组均值为 0.21 而无效组均值为-0.17 而特雷诺比率有效组均值为 0.02 而组均值为 0.0066，这两个指标对比进一步表明，有效组合在单位风险下获取收益的效率更高，而无效组合的风险调整后收益甚至为负。2022 年和 2023 年的数据呈现出相同的趋势，并且有效组的表现显著优于沪深 300 的表现。

主动管理能力分化：2024 年有效组合的詹森指数为 0.0184 而信息比率为 2.0566 均为正值，表明其通过主动择时或选股创造了显著超额收益；而无效组合的詹森指数为-0.0076 而信息比率-2.1186，两者均为负，说明其主动管理策略反而拖累业绩，可能因择时失误或选股能力不足导致。2022 年和 2023 年数据也呈现出相同的趋势。

收益能力的绝对差距：2024 年有效组合的当期复权净值增长率达 52.25%，远高于无效组合的 18.29%，且下月增长率为 7.57%，高于无效组的 2.47%，持续保持领先，反映其收益可持续性更强。值得注意的是，两类组合面临的沪深 300 同期涨幅均为 14.68%，但有效组合通过优秀的主动管理能力大幅跑赢市场基准，而无效组合相对落后。

三年的数据结果表明，有效基金组各项指标的表现均好于无效基金组和样本整体。无效基金组每个指标评价均低于整体水平。同时有效基金组在下一月表现依然领先。有效基金组的最大回撤，其绝对值小于无效基金组以及决策单元整体，Sharpe 指数、Treynor 指数、Jensen 指数和信息比率均大于对应的无效基金组和决策单元整体。综合来看，数据分析结果表明，有效基金组，用最大回撤、Sharpe 指数、Treynor 指数、Jensen 指数和信息比率来评价时，其表现较总体基金和无效基金组较好。且在下一个月的表现呈现出领先优势。从三年数据总体看来，投资于三阶段 DEA 方法选出的有效基金组，可以获得超额收益。

将 DEA 三阶段模型用以测度 2024 年度增强被动指数型基金后同样划分出有效组和无效组，各组的区间表现，见表 13。

Table 13. Mean value table of indicator evaluation for enhanced index funds in 2024

表 13. 2024 年度增强型指数基金指标评价均值表

	最大回撤	Sharp	Treynor	Jensen	信息比率	当期复权净值增长率	当期沪深 300 涨跌	下月复权单位净值增长率
有效	-18.50%	0.15	0.014	0.012	1.50	42.17%	14.68%	6.43%
无效	-24.50%	-0.22	0.004	-0.0095	-2.50	12.26%	14.68%	1.51%
综合	-22.80%	-0.20	0.005	-0.0085	-2.30	15.79%	14.68%	2.88%

可以看出，在增强指数型基金上，有效组在各项指标上确实优于无效组和整体表现，但是和 2024 年普通股票型基金有效组相比还是呈现出一定的差距，核心原因在于剔除环境因素后，管理效率更能够彰显其作用，这使得普通股票型基金有效组在主动管理能力和资源动态优化上相较于增强型指数基金更具优势，三阶段模型剥离外部干扰后，普通基金有效组凭借策略灵活性和资源优化能力，验证了其管理效率的实质性优势。

5.6. 实践意义

除了在构建投资组合时选择出有效基金能够在承担较低风险的获取超额收益外，在 DEAP 软件中，对于无效的决策单元，给出了其基于有效决策单元组成的参照集，并给出了对应的参照权重。结合前面的下一期净值增长率分析，有效组基金表现优于无效组基金，可构建基金投资策略，即卖出无效基金，买入有效基金。具体实践操作中，由于有效组基金数量可能较多，需要确定选取哪些有效基金以及基金的配置比例问题。借助 DEAP 软件求得的结果，可帮助我们确定基金以及配置比例。

以三阶段无效的基金 022358.OF 为例，DEAP 软件给出的参照集和对应权重，见表 14。

Table 14. Table of fund 850788.OF: reference set and corresponding weights

表 14. 基金 022358.OF 的参照集和对应权重表

参照集	000577.OF	005662.OF	006503.OF	009601.OF	013490.OF
对应权重	0.125	0.236	0.189	0.267	0.183

上表的意义为，投资于 022358.OF 的资金，按权重买入参照集里的基金。因为我们选用的是投入导向的 DEA 模型，所以，可以达到在不降低产出的情况下，降低投入的效果。即在不降低复权单位净值增长率的情况下，可以降低投资的费率与风险。

6. 分析与结论

6.1. 有效基金组数据特性分析与建议

本文采用三阶段 DEA 方法研究开放式普通股票型基金。根据 2022 年至 2024 三年的效率分析可以发

现处于有效前沿面的有效基金或效率值较高超过 0.8 的基金与无效基金相比呈现出一些特点。

在费用投入方面,首先是手续费较低,说明高昂的手续费并不能带来收益保障。再者是有效基金的规模并不是处于较大的那部分,可能是小规模基金相较于大规模基金投资更加灵活,小规模基金在结构性行情或板块轮动频繁的市场中,能够快速调整持仓,避免大规模基金因流动性限制导致的调仓滞后,并且大规模基金买卖股票时可能因体量过大推高股价或引发抛售压力,而小规模基金的交易对市场影响较小,摩擦成本更低。

在风险投入方面,实证研究中发现处于有效前沿面的基金或者大部分效率值较高超过 0.8 的基金 Beta 值较低,但是下行风险值较大,这说明,表现优秀的基金往往承担更少的系统风险,承担更多的非系统风险。这可能是由于我国基金容易呈现出抱团现象,这导致其面临较大的市场风险,同时因为有着相同的预期,超额收益获取能力较小。而不参与抱团的基金则构建了独特的投资组合,所以承担较小的市场风险而承担了较多的非系统性风险,所以获取了相对较高的收益。

对于没有达到有效前沿面的基金的管理人来说,在基金产品的销售与申赎机制设计中,需遵循费率合理性原则,避免设定不合理的费率结构,运营过程中应注重成本管控,通过降低托管费。基金管理人还应当科学规划产品规模,将资产总量维持在适度区间,避免因过度扩张导致流动性受限或策略执行效率下降。而对于资产配置环节,建议构建差异化的投资策略,通过深度基本面研究挖掘超额收益机会,减少趋同交易行为,避免过度抱团。

6.2. 有效基金组市场表现分析与结论

用三阶段 DEA 方法选出的有效基金组,其复权单位净值增长率超过沪深 300 的涨幅,且无效基金组的复权单位净值增长率低于所研究样本的整体平均水平。同时,在整体水平上,当期选出的有效基金组,在下一月的表现依然较好。

除了利用三阶段 DEA 方法评价基金绩效,也选用最大回撤、Sharpe 指数、Treyner 指数、Jensen 指数和信息比率,对结果进行稳健性检验。结果显示,三阶段 DEA 有效基金组,其最大回撤小于无效基金组,意味着其风险控制较好;Sharpe 指数、Treyner 指数、Jensen 指数和信息比率的数据表明,三阶段有效基金组承担单位风险可以获得比无效基金组更高的收益,且高于样本整体水平。对于无效的基金,通过在 DEA 效率测算中得到的数据,可以对其基于有效基金组进行改进。而市场投资者在选择基金产品的时候应当重视 DEA 三阶段效率值这个重要绩效参考指标。

参考文献

- [1] Charnes, A., Cooper, W.W. and Rhodes, E. (1978) Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operational Research*, 2, 429-444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)
- [2] Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W. (1984) Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30, 1078-1092. <https://doi.org/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- [3] 邱梦圆, 许林, 钱淑芳. 中国股票型基金经理投资业绩评价研究[J]. 金融论坛, 2015, 20(12): 53-67.
- [4] 孙秉文, 林海. 主动管理型开放式基金绩效及其持仓系统性风险研究[J]. 当代财经, 2017(5): 57-68+138.
- [5] 黄宇元, 李仲飞, 张浩. 中国开放式股票型基金的流动性择时能力实证研究[J]. 中山大学学报(社会科学版), 2018, 58(1): 183-195.
- [6] 张学勇, 吴雨玲, 陈锐. 行业配置与基金业绩: 基于行业集中度和行业活跃度的研究[J]. 数理统计与管理, 2018, 37(3): 478-491.
- [7] 肖峻, 杨超. 基于 APB 因子的开放式基金业绩评价研究[J]. 当代财经, 2017(8): 46-55.
- [8] 胡艳, 王春峰, 房振明. DEA 效率分解与基金业绩差异的归因研究[J]. 财经问题研究, 2016(11): 45-50.
- [9] 胡艳. 动态视角下基金绩效的 Malmquist-DEA 指数评价[J]. 求索, 2016(3): 108-113.

-
- [10] 张鹏, 郭文聪, 赵园, 刘勇. 含有中性指标的 DEA 基金绩效评价方法[J]. 华南师范大学学报(社会科学版), 2019(4): 63-74+190.
- [11] 闫屹, 冯欣海, 唐祯祯. 基于 DEA 模型的 ETF 与其他开放式基金绩效比较研究[J]. 河北大学学报(哲学社会科学版), 2019, 44(3): 51-60.
- [12] 杨世峰, 王珊珊, 王越. 动态视角下中国证券投资基金市场的绿色效率——基于 DEA Tobit 的实证分析[J]. 投资研究, 2019, 38(9): 72-83.
- [13] Fried, H.O., Lovell, C.A.K., Schmidt, S.S. and Yaisawarng, S. (2002) Accounting for Environmental Effects and Statistical Noise in Data Envelopment Analysis. *Journal of Productivity Analysis*, **17**, 157-174.
<https://doi.org/10.1023/a:1013548723393>
- [14] 陈静, 段进东. 基于三阶段 DEA 的我国金融科技企业运营效率比较研究[J]. 金融理论与实践, 2020(6): 20-27.
- [15] 舒欢, 洪伟. 基于三阶段 DEA 的企业社会责任效率分析[J]. 统计与决策, 2020, 36(2): 183-185.
- [16] 刘芹, 常仁杰, 毕怀梅, 郭趣, 傅映平, 吕芳菲, 冯启明. 基于三阶段 DEA-Tobit 回归模型的广西县级公立医院效率影响因素研究[J]. 医学与社会, 2019, 32(9): 102-105.
- [17] 王蕾, 于成成, 王敏, 杜栋. 我国农业生产效率的政策效应及时空差异研究——基于三阶段 DEA 模型的实证分析[J]. 软科学, 2019, 33(9): 33-39.
- [18] 罗登跃. 三阶段 DEA 模型管理无效率估计注记[J]. 统计研究, 2012, 29(4): 104-107.
- [19] 陈巍巍, 张雷, 马铁虎, 刘秋缝. 关于三阶段 DEA 模型的几点研究[J]. 系统工程, 2014, 32(9): 144-149.
- [20] 张屹山, 王赫一. 基金绩效评价问题研究[J]. 经济管理, 2010, 32(7): 128-133.
- [21] 刘澄, 戴鹤忠, 鲍新中. 基于 DEA 的我国证券投资基金绩效分析[J]. 会计之友, 2014(29): 120-122.