

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2023.03.007

基于非零超额收益假设的基金优选研究^①

陈玉罡¹, 钟姿华¹, 许红梅^{2*}, 陈俊杰^{1,3}

(1. 中山大学管理学院, 广州 510275; 2. 广东外语外贸大学会计学院, 广州 510006;
3. 香港中文大学商学院, 中国香港 999077)

摘要: 在 Kosowski 等提出的 Bootstrap 方法的基础上, 以非零的超额收益为假设前提, 评价中国市场上基金的业绩表现并进行基金优选. 基于 2009 年 3 月—2020 年 6 月偏股混合型基金的数据, 本文发现中国基金市场整体表现为负的超额收益率. 在此基础上, 以非零的超额收益为前提, 发现 Kosowski 等提出的 Bootstrap 方法能够优化基金筛选. 最后, 在样本外区间、不同市场状态、与晨星基金评级比较以及考虑动态市场超额收益情况下, 均发现在非零假设前提下能够挑选出更多显著具有能力的基金经理管理的基金, 并且这些基金组合的表现更佳. 该结果表明: 对于掌握 Bootstrap 技术的机构投资者, 可利用本文提供的方法实现基金优选并以此构建 FOF 组合为投资者带来更高的收益; 对于不具备 Bootstrap 技术能力的散户投资者, 通过聚焦普通回归方法下的超额收益的 t 值, 并选取排序前 5% 的基金可以较为稳妥地实现基金优选并获得超额收益.

关键词: Bootstrap 法; 非零超额收益; 基金优选

中图分类号: F832 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2023)03-0136-23

0 引言

近年来, 我国基金行业进入了高速发展的阶段. 据东方财富 Choice 数据库统计: 2009 年, 我国基金总数仅为 561 只, 基金净值为 26 761.77 亿元; 而截至到 2020 年 10 月, 基金总数已经达到 7 139 只, 基金净值也增长到 183 077.78 亿元. 其中: 基金数量增幅约为 1 173%, 基金净值增幅约 584%. 基金成为中国证券市场上最主要的机构投资者. 而个体基金数量、种类和规模的急剧增长也使投资者对基金业绩的关注度越来越高. 因此, 对基金业绩进行合理、全面的评价尤为重要. 本文主要关注如下问题: 首先, 在中国市场上, 基金能否超越市场, 为投资者带来超额收益? 另外, 投资者该如

何优选基金并获得超额收益?

已有研究对中国市场上基金业绩的评估主要采用三因素模型、四因素模型和五因素模型等普通回归方法考察基金的超额收益 α 是否显著大于 0. 若 $\alpha > 0$ 则说明基金经理具有较强的基金管理能力和能够创造更高的风险调整回报率; 反之, 则说明基金经理的能力有限, 无法为投资者带来超额回报. 例如, Xu^[1] 考察了 2000 年—2004 年 1 月期间中国基金的选股能力和择时能力, 发现中国市场上的基金经理具有较好的择时能力; Chang 等^[2] 则考察了 2004 年—2008 年期间中国混合型基金的业绩, 发现 10 只标的基金中的 8 只具有正显著的 α .

然而, 传统的基金业绩评估方式可能面临模

^① 收稿日期: 2019-04-05; 修订日期: 2021-12-27.

基金项目: 国家自然科学基金资助科学中心集成项目(U1811462); 国家自然科学基金资助项目(71972191); 国家自然科学基金资助青年项目(71802113); 广东省自然科学基金资助项目(2019A1515011394); 中山大学 2019 年度“三大”建设文科重要成果培育专项项目.

通讯作者: 许红梅(1986—), 女, 内蒙古包头人, 博士, 副教授. Email: hmx@oamail.gdufs.edu.cn

型假设误差、统计误差等干扰因素的影响。例如, Kosowski 等^[3]发现一些基金跑赢市场仅仅是出于偶然(也可称为运气, luck)而非得益于基金经理的能力(skill)。Bessler 等^[4]则发现,在某些特定的条件下,主动型基金经理获取超额收益率是源于能力,而非运气。Kao 等^[5]认为较短的评估区间、较小的样本量以及个体基金 α 存在潜在非正态分布的特征等均可能造成基金业绩评估过程中的估计偏误。基于 Monte Carlo 实验的 Bootstrap 方法不仅可以有效降低以上计量问题带来的估计偏误,还可显著减少拒绝零假设($\alpha = 0$, 即没有优秀的基金经理存在)的真实概率和名义概率之间的差异,能够更好的估计基金业绩^[5]。在 Bootstrap 方法下,原假设为超额收益等于零(即 $\alpha = 0$)。如果能拒绝原假设,则说明基金市场表现出了显著的超额收益。Chen 和 Chen^[6]采用 Bootstrap 方法对基金业绩的评估发现,中国股票型基金表现出显著的负超额收益; Yang 和 Liu^[7]利用该方法也发现,在中国市场上仅有少数基金经理具有跑赢市场的能力。

虽然 Bootstrap 方法在基金业绩评价方面具有显著的优势。但值得注意的是, Fama 和 French^[8]指出, Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法主要适用于评价单个基金的业绩表现。对于基金市场整体的业绩表现,采用等值权重加权法(The equally-weighted return, EW)或价值权重加权法(the value-weighted return, VW)先将市场中所有的基金加权后通过普通回归模型计算基金市场真实收益率 α 及 α 的 t 统计量: $t(\alpha)$ 的分布,然后与 Bootstrap 方法模拟得到的市场加权 α 和 $t(\alpha)$ 比较,能够更加准确地刻画基金市场的整体表现。然而,鲜有研究注意到 Kosowski 等^[3]、Fama 和 French^[8]在基金业绩评价方面的区别,并采用 Fama 和 French^[8]的方法评价基金整体业绩表现。注意到该区别,本文在评价基金市场整体业绩时主要采用了 Fama 和 French^[8]的 Bootstrap 方法而非 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法。

在证明基金市场表现为整体非零的超额收益率后,本文将以非零超额收益假设($\alpha \neq 0$)为前提,采用 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法评估单个基金的业绩,并挑选有能力的基金经理管理的基金。在本文中,能力是指基金经理能够挑选出更多

低波动、高收益股票;基金经理具有显著能力是指基金经理管理的基金可持续获得超越市场的超额收益。采用非零假设下的 Bootstrap 方法评估单个基金业绩的理由是,当考察基金市场中某个基金相对于其他基金的业绩表现时,只有该基金的业绩显著区别于基金市场平均能达到的收益,才能认定该基金业绩显著优于或差于其他基金。举例说明,若基金市场整体上能获得显著为负的超额收益 α_M ,某基金获得的超额收益也是 α_M ,以 $\alpha = 0$ 为基准,则会将该基金经理判断为没有能力的基金经理,因为该基金未取得正超额收益;若以整个基金市场能达到的平均超额收益 $\alpha = \alpha_M$ 为基准,则该基金经理将不一定被认定为没有能力,因为该基金获得的负超额收益与市场平均超额收益是相同的。类似地,如果某个基金获得了正的超额收益,也并不意味着该基金经理就具有能力,还需要看该基金的正超额收益是否能显著超过市场平均超额收益。近期,资产定价领域的最新文献证实了基金市场上大部分基金表现为零超额收益的假设基本上不成立^[9]。因此,在基金市场上以市场的超额收益 α_M 作为基准显然更为合理,现有文献在 $\alpha = 0$ 假设下挑选基金的方法可能存在偏误。因此,在方法改进方面,本文旨在改进 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法,从而提炼出一套新的基金优选方法。

除了从技术上改进已有基金优选方法外,本文还旨在提出适用于不同投资者的基金优选策略。在中国,普通投资者更倾向于保本理财。长期以来,银行理财产品的投资回报率较为稳健、且普遍高于银行定存、国债及货币基金等投资产品,是普通投资者的主要投资渠道之一。然而,2018年4月出台的《关于规范金融机构资产管理业务的指导意见》(简称《资管新规》)打破了“刚性兑付”,理财产品逐渐向净值化转型。长周期、低收益和波动化将成为未来银行类理财产品的主要特征。对于普通投资者而言,若要保持投资的稳健就需要将资金投资于银行定存、国债及货币基金等产品。而“低利率时代”到来将进一步压缩投资者在上述产品中获得的收益。因此,未来投资者的观念也将由保本理财向“净值化”转变。基金类产品将逐渐成为普通投资者获得稳健、较高收益的主要选择。然而,目前基金市场上“鱼龙混杂”,缺乏

技术的普通投资者难以实现基金优选.即使是成熟的机构投资者,也可能对我国股票市场中的各种异象做出误判,例如,我国股市中经常出现高风险股票伴随较低收益的低风险定价异象^[10].在这一背景之下,探索一套更加行之有效、且易于操作的基金优选方式尤为重要.对于组建 FOF(Fund of Fund)的机构投资者,也可通过本文改进的方法筛选出具备真实能力的优秀基金并以此构建 FOF 组合,为投资者带来更稳健、更高的收益.

具体的,本文主要遵循以下思路展开研究:

1) 参考 Fama 和 French^[8],采用 Bootstrap 方法估计中国基金市场的整体业绩表现并考察基金市场是否表现为非零的超额收益率; 2) 若步骤 1) 成立,将在非零超额收益假设的前提下,继续采用 Kosowski 等^[3]提出的 Bootstrap 方法估计单个基金的业绩表现,在此基础上挑选具有能力的基金经理并进一步评价这些优选基金的业绩表现; 3) 将非零超额收益假设下的研究结果与已有基金评价方式,如假设超额收益为零的情形、晨星基金排名等进行比较,评价非零超额收益假设前提下的基金优选方式是否更具优势且能为投资者带来超额收益.

基于 2009 年 3 月—2020 年 6 月偏股混合型基金数据,本文发现:首先,运用 Fama 和 French^[8]的 Bootstrap 方法计算得出中国基金市场整体表现为非零的超额收益率,其中基于三因素模型、四因素模型和五因素模型以及中国三因子模型估计的 α 分别为 -0.0016 , -0.0021 , -0.0032 和 -0.0024 (年化后的 α 分别为 -1.92% , -2.52% , -3.84% 和 -2.88%).其次,本文以非零的超额收益为前提,继续采用 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法进一步评估单个基金的业绩,并发现该方式能够优化基金的筛选.具体表现为,非零超额收益假设比零超额收益假设识别出更多有能力的基金经理;以超额收益的 t 检验统计量排序筛出的最优组合要显著优于最差组合.最后,本文还考虑了样本外表现、不同市场状态、晨星基金以及动态市场超额收益等不同情况下,本文提出的 Bootstrap 基金优选方法是否稳健.结果均表明,在非零假设前提下能够挑选出更多显著具有能力的基金经理管理的基金,并且这些基金组合的表现更佳.

与已有研究相比,本文主要有如下几点贡献:

第一,采用 Fama 和 French^[8]提出的 Bootstrap 方法检验了中国基金市场的整体表现,这在研究中国整体基金市场业绩表现的文献中尚属首次.第二,采用非零超额收益假设,以 Bootstrap 方法评价中国市场上单个基金的业绩表现并提高了对优秀基金的识别率,优化了传统零超额收益假设前提下的基金业绩评价方法.第三,采用金融危机后的样本,在较长的样本期间(10 年间)内对基金业绩进行了评价,这降低了传统估计方法关于中国基金业绩评价时所面临的估计偏误,增加了对基金组合尤其是对优秀基金的识别率.研究表明,对于掌握 Bootstrap 技术的机构投资者,可利用本文提供的方法实现基金优选并以此构建 FOF 组合为普通投资者带来更好的收益;对于不具备 Bootstrap 技术能力的散户投资者,通过聚焦投资普通回归方法获得超额收益的 t 值,并挑选出排序前 5% 的基金可以较为稳妥地实现基金优选并获得超额收益.

1 文献综述

传统文献主要采用 Sharpe 测度^[11]、Treynor 测度^[12]和 Jensen alpha^[13]来评价基金业绩. Kim^[14]将这些方法统称为经过风险调整的业绩评价方法(risk-adjusted performance measure approaches).其中,Sharpe 测度^[11]和 Treynor 测度^[12]仅能以其测度的相对价值对基金业绩进行排序. Jensen^[13]则在资本资产定价模型(CAPM)的基础上衍生出了绝对的基金业绩测度,即 Jensen alpha (α).如果某基金的 $\alpha > 0$,则表明基金经理具有较好的基金管理能力,能够创造出较高的风险调整回报率.反之,表明基金经理不具备创造超额回报的能力. α 得到了主流文献的认可,成为了衡量基金业绩最主要的测度方式.例如, Wermers^[15]采用 α 测度了美国共同基金的业绩表现,发现其具有 1.3% 左右的超额收益率. Chang 等^[2]测度了中国股票型基金的业绩表现,发现多数标的基金具有显著的 α .

在此基础上, Fama 和 French^[16]、Carhart^[17]以及 Fama 和 French^[18]分别提出了三因素模型、四因素模型和五因素模型用以考察基金业绩.这些

模型在 CAPM 模型的基础之上分别加入了规模风险因子 (*SMB*)、账面市值比风险因子 (*HML*)、惯性因子 (*MOM*)、盈利因子 (*RMW*) 以及投资模式因子 (*CMA*)。对中国股票市场, Liu 等^[19] 发现剔除最小市值的部分股票之后构建的中国三因素模型定价表现优于 Fama 和 French^[16] 的三因素模型。已有文献经常采用以上模型中的超额收益 α 识别单个基金或整个基金市场是否具有获得超额回报的能力。另外, 文献还结合 Treynor 和 Mazuy^[20] 提出的 T-M 模型和 Henriksson 和 Merton^[21] 提出的 H-M 模型区分基金经理的选股择时能力。若在基金绩效服从正态分布的假设下, 超额收益 α 的检验统计量的 p 值小于设定的显著性水平, 则基金经理被认定为具有能力, 若超额收益 α 的检验统计量大于设定的显著性水平, 则意味着基金绩效的产生完全是来自于运气, 基金经理缺乏能力 (unskilled)。

文献还试图从不同维度搭建基金绩效评价体系。如 Grinblatt 和 Titman^[22]、Bollen 和 Busse^[23, 24]、Kacperczyk 等^[25]、Dyck 等^[26] 分别从数据频度、选股择时能力、长短期能力表现、行业集中度、国家发达程度等维度对基金绩效进行了评价; 而国内文献, 如张婷和李凯^[27]、王守法^[28]、孔东民等^[29]、陈浪南等^[30]、齐岳和孙信明^[31]、凌爱凡和杨炎君^[32] 则分别从 Jensen 指数、选股择时能力、主成分分析方法、行业集中度、模糊数学、复制基金投资策略、基金经理能力等方面研究了中国市场上基金的绩效表现。

随着国内外文献证明基金表现出尖端肥尾等非正态性特征后, Kosowski 等^[3] 提出 Bootstrap 方法, 根据基金历史绩效模拟出基于基金自身特征的绩效分布, 即“运气”分布, 替代正态分布, 并以此为标准评估基金市场相对于股票、债券等其他金融市场能否获得显著非零的超额收益。该方法的原假设是市场的超额收益等于零 ($\alpha = 0$), 若拒绝原假设, 则表明基金能获得显著非零的超额收益。Kosowski 等^[3] 发现美国市场上的基金表现出显著为负的超额收益; Cuthbertson 等^[33] 利用该 Bootstrap 方法发现英国市场的基金同样表现出显著为负的超额收益; Chen 和 Chen^[6]、Yang 和 Liu^[7] 也发现中国股票型基金表现出显著为负的超额收益。

Kosowski 等^[3] 提出的 Bootstrap 方法还适用于对单个基金进行绩效评价, 如肖智泉和梁建峰^[34]、王珏和张新民^[35]、Chen 等^[36] 沿用了该方法对单个基金进行了评价。但这些文献无一不沿用了原来关于基金市场整体超额收益 $\alpha = 0$ 的假设。然而, 这一前提假设可能造成基金挑选的偏误。因为在研究整个基金市场相对于整个股票的绩效表现时, 基金与股票所组成的整个金融市场理论上应符合零和博弈, 即 $\alpha = 0$ 。若基金市场绩效表现能显著非零, 意味着基金市场与股票市场差异明显。而当研究对象是基金市场中单个基金相对于其他基金的绩效表现时, 文献已发现基金市场整体表现并不为零^[9], 意味着只有显著区别于基金市场平均能达到的收益, 才能够认为该基金绩效显著有别于其他基金。显然, 在基金市场上以基金市场的超额收益 α_M 作为基准更为合理。本文推断, 以往国内外文献在 $\alpha = 0$ 假设下挑选基金的方法可能是有偏误的。

在整体基金市场绩效的评估方面, Kosowski 等^[3] 提出的 Bootstrap 方法通过模拟的方式放松了线性回归中正态性假设等条件。该 Bootstrap 方法在模拟基金市场过程中依据单个基金进行模拟, 会忽略基金之间的相关性, 导致模拟出的基金市场数据不准确。为此, Fama 和 French^[8] 提出了另一种检验基金市场整体表现的 Bootstrap 方法, 将基金市场中所有基金的收益率综合考虑, 通过加权的方式解决了 Kosowski 等^[3] Bootstrap 方法的缺陷。Crane 和 Crotty^[37] 采用该方法发现美国被动指数型市场超额收益显著非零。但其他国内外学者几乎都混同了 Fama 和 French^[8] 的 Bootstrap 方法与 Kosowski 等^[3] 的 Bootstrap 方法在评价基金市场绩效方面的差异。

综上, 本文首先将通过使用 Fama 和 French^[8] 提出的 Bootstrap 方法评价我国偏股混合型基金市场的整体收益是否非零, 并在此基础上利用加权普通回归的方法获得 α_M 。其次, 对 Kosowski 等^[3] 评价单个基金绩效的 Bootstrap 方法的零假设 ($\alpha = 0$) 进行修改, 以 $\alpha = \alpha_M$ 为前提, 采用 Bootstrap 方法挑选有能力的基金, 以建立一套新的基金优选方法。本文第一次提出了以超额收益非零为前提挑选基金的 Bootstrap 方法; 同时也是

国内第一篇正式沿用 Fama 和 French^[8] 提出的 Bootstrap 方法评价基金市场整体绩效的文章。

2 研究设计与研究方法

2.1 基金业绩的衡量模型

首先采用多因子模型的超额收益 α 的 t 值 $t(\alpha)$ 来衡量基金的真实绩效

$$r_{i,t} = \alpha_i + \sum \beta_i X_t + e_{i,t} \tag{1}$$

其中 $r_{i,t}$ 为基金 i 在 t 月的相对于无风险利率的超额收益,即基金 i 在 t 月的复权单位净值收益率扣除相应无风险利率值。本文的无风险利率用一年期存款利率衡量。 $\sum \beta_i X_t$ 为三因素模型、四因素模型、五因素模型以及中国三因素模型中的自变量因子集合。在三因素模型下包括市场风险因子 ($R_M - R_f$)、规模风险因子 (SMB)、账面市值比风险因子 (HML)；在四因素模型下包括市场风险因子 ($R_M - R_f$)、规模风险因子 (SMB)、账面市值比风险因子 (HML) 与动量因子 (UMD)；在五因素模型下包括市场风险因子 ($R_M - R_f$)、规模风险因子 (SMB)、账面市值比风险因子 (HML)、盈利能力因子 (RMW) 与投资模式因子 (CMA)；在中国三因素模型下包括中国市场风险因子 ($R_{M,CH} - R_f$)、中国规模风险因子 (SMB_{CH})、中国价值风险因子 (VMG_{CH})。本文的规模风险因子 (SMB) 和账面市值比风险因子 (HML) 构建方法与 Fama 和 French^[38] 相同。动量因子 (UMD) 的构建方法与 Carhart^[17] 相同。盈利能力因子 (RMW) 和投资模式因子 (CMA) 的构建方法与 Fama 和 French^[18] 相同。中国市场风险因子 ($R_{M,CH} - R_f$)、中国规模风险因子 (SMB_{CH}) 和中国价值风险因子 (VMG_{CH}) 的构建方法与 Liu 等^[19] 相同。

对模型 (1) 回归可得到截距项 α_i 和对应的 t 值 $t(\alpha_i)$ 。本文重点关注的指标是超额收益 α 的 t 值,即 $t(\alpha_i)$ 。 t 统计量经过了标准差及样本量的调整,消除了由于样本少和波动大带来的偏误,使得本文可以把不同基金在同一层级上进行比较。将通过如上多因素模型得到的截距项 α_i 和其对应的 t 值 $t(\alpha_i)$ 称为真实的 α 和真实的 $t(\alpha)$ 。根据传统基金能力评估方法,当真实的 α 显著为正时,基金具有显著的正超额收益,即基金具有显著

能力。

需要强调的是,上述普通回归方法既可以评估单个基金的业绩,也可以通过加权 α 的方式评估整个基金市场的表现。对于单只基金而言,普通回归仅能计算出基金的 α 与 $t(\alpha)$,但并未区分运气与能力。基于此,本文将采用 Bootstrap 方法区分运气与能力,从而优化基金优选策略。

2.2 Kosowski 等的 Bootstrap 自助法

Kosowski 等^[3] 的 Bootstrap 自助法适用于单个基金业绩的评价。其模型步骤为

$$r_{i,t} = \alpha_i + \sum \beta_i X_t + e_{i,t} \tag{2}$$

$$r'_{i,t} = 0 + \sum \beta_i X_t + e'_{i,t} \tag{3}$$

$$r''_{i,t} = \alpha'_i + \sum \beta_i X_t + e''_{i,t} \tag{4}$$

首先,通过式 (2) 的回归可得基金的真实 α_i 和 $t(\alpha_i)$ (该步骤与上节相同)。然后,在零超额收益假设下,对式 (2) 中回归得到的残差序列 $e_{i,t}$ 进行有放回的抽样,产生新的残差序列 $e'_{i,t}$ 。下一步,式 (3) 中的系数 β_i 与式 (2) 中的回归系数 β_i 一致,将该系数与因子收益 X_t 相乘,再加上抽样得到的残差序列 $e'_{i,t}$,可以得到在零超额收益假设下的基金 i 的超额收益 $r'_{i,t}$ 。最后,将 $r'_{i,t}$ 代入式 (4) 中回归可以得到新的 α'_i 和 $t(\alpha'_i)$,此 α'_i 和 $t(\alpha'_i)$ 是在零超额收益假设下得到的模拟值。对上述步骤重复 10 000 次可以得到基金 i 的 10 000 个模拟的 α'_i 和 $t(\alpha'_i)$ 。通过 Bootstrap 方法模拟得到的 $t(\alpha'_i)$ 的分布被称为“运气”分布。在 Kosowski 等^[3] 的 Bootstrap 自助法下,“运气”分布是在基金不具有超额收益的假设下 ($\alpha = 0$) 得到的。在此基础上,可求普通回归得到的真实 $t(\alpha_i)$ 在 10 000 次模拟的 $t(\alpha'_i)$ 形成的分布(“运气”分布)上的位置,并用 Bootstrap 方法下的 p 值 (p_b) 来判断基金是否真正具有能力。 p_b 的计算公式如下

$$p_b = \frac{1}{10\,000} \sum_{b=1}^{10\,000} I_{t_{\alpha}^b > t_{\alpha}} \tag{5}$$

其中 I 为计数符号,满足下标条件的则计 1,否则计 0; t_{α}^b 为基金 i 第 b 次模拟的 $t(\alpha)$; t_{α} 为基金 i 的真实 $t(\alpha)$ 。若在小于 10% 的模拟次数中 $t(\alpha)$ 大于 $t(\alpha)$,即仅有 10% 的模拟值大于真实值,此时 p_b 小于 0.1。因此, p_b 小于 0.1 意味着

真实的 $t(\alpha)$ 超过了“运气”分布中 90% 以上的 $t(\alpha')$ 。表述为: 在 10% 的显著性水平下, 该基金是具有能力的。相反的, 若在大于 90% 的模拟次数中 $t(\alpha')$ 大于 $t(\alpha)$, 此时 p_b 大于 0.9。表明真实的 $t(\alpha)$ 仅超过了“运气”分布中不到 10% 的 $t(\alpha')$ 。也就是说, 在 10% 的显著性水平下, 该基金不具有能力。在该模型设定下, 基金具有能力意味着基金真实的 $t(\alpha)$ 显著好于基于模拟的“运气”分布 ($p_b < 0.1$)。^②

2.3 Fama 和 French 的 Bootstrap 自助法

Fama 和 French 的 Bootstrap 自助法改进了普通回归模型评估整体基金市场绩效的方法, 其步骤为

$$r_{i,j} = \alpha_i + \sum \beta_i X_i + e_{i,j} \quad (6)$$

式(6)与式(2)相同。在 Fama 和 French 的 Bootstrap 方法下, 首先对每个基金进行回归后, 将各基金收益率序列对应扣除基金自身的超额收益 α_i , 得到各基金满足零超额收益假设下的收益率序列 $r_{1,j} - \alpha_1 \quad r_{2,j} - \alpha_2 \quad r_{3,j} - \alpha_3 \quad \dots \quad r_{i,j} - \alpha_i \quad \dots \quad r_{N,j} - \alpha_N$ 。然后, 将各基金收益率序列数据汇总, 获得基金满足零超额收益假设下的无超额收益的基金收益率面板数据。

最后, 对面板数据下的每一时间节点随机抽样, 获得在 $(1-T)$ 时间区间零超额收益假设下的模拟基金收益率序列, 即式

$$r'_{i,j} = (r_{m,1} - \alpha_m \quad r_{n,2} - \alpha_n \quad \dots \quad r_{l,T} - \alpha_l) \quad (7)$$

其中 m, n, l 都为在每个时间节点所有基金中被随机抽中的基金。

根据式(8), 对 $r'_{i,j}$ 进行回归, 得到一个在零超额收益假设下的模拟 $t(\alpha'')$ 值(为了与前文 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法区分, 这里用 $t(\alpha'')$ 表示模拟值)。

$$r'_{i,j} = \alpha_i + \sum \beta_i X_i + e'_{i,j} \quad (8)$$

式(7)和式(8)过程重复 10 000 次将可以得到相应的模拟 $t(\alpha'')$ 序列。

在此基础上, 可以画出真实 $t(\alpha)$ 与模拟 $t(\alpha'')$ 的累计概率密度分布图(Cumulative Density Function, CDF), 并以此评估整体市场的超额收

益率是否非零。值得注意的是, 在 Fama 和 French 的 Bootstrap 方法下, 因为每次模拟中的基金收益时间序列并非来自同一基金, 而是从所有基金中抽得, 所以仅能检验基金市场整体的超额收益, 却无法检验单只基金的超额收益。

2.4 Kosowski 等与 Fama 和 French 的 Bootstrap 自助法的比较

Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 自助法适用于单个基金绩效的评估, 但也可以用来评价整体基金市场的绩效。由于在模拟基金市场整体绩效时, 该方法采用在每一时间节点下对每一个基金取平均的方法求得基金市场整体的收益 $r_{M,j}$, 忽略了基金间误差项 $e_{i,j}$ 的相关性, 因此, 采用 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 自助法检验基金市场整体绩效时误差较大。

Fama 和 French^[8]提出的 Bootstrap 自助法更适用于基金市场整体绩效评估。该方法对基金市场中每一个基金的收益序列进行调整, 得出了满足零超额收益假设下的零超额收益率面板数据, 可以克服 Kosowski 等^[3] Bootstrap 自助法下忽略基金间误差项相关性的缺点。需要注意的是, Fama 和 French^[8]提出的 Bootstrap 自助法只适用于基金市场整体绩效的评估, 不适用于单个基金绩效的评估。

2.5 非零假设下的 Bootstrap 自助法

改进的 Bootstrap 自助法通过用 $\alpha = \alpha_M$ 代替 $\alpha = 0$ 连接 Fama 和 French^[8]提出的 Bootstrap 自助法和 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 自助法, 旨在提出一种更为全面、系统地挑选基金的框架。具体地, 本文采用如下步骤进行评估:

步骤 1 采用 Fama 和 French^[8]提出的 Bootstrap 自助法检验样本中基金所处的市场整体是否能获得显著的超额收益。

步骤 2 若步骤 1 得到的结论为样本中基金所处的市场整体能获得显著的超额收益, 则表明已有文献在 $\alpha = 0$ 假设下挑选基金的方法可能是有偏误的。为此, 需要以非零假设为前提进行基金

^② 能力可以理解为基金经理能挑选出更多低波动、高收益的股票, 使基金的业绩超过了基于模拟的“运气”分布。但在不同的模型下, 能力的定义略有不同。如在 2.1 节的普通回归模型中, 基金经理具有能力意味着管理的基金 $\alpha > 0$ 。在本节中, 基金经理具有能力表现为基金真实的 $t(\alpha)$ 在 10% (及以上) 水平上显著好于基于模拟的“运气”分布。

挑选. 由于 Fama 和 French^[8] 提出的 Bootstrap 自助法仅能检验基金市场超额收益是否非零, 却不能量化超额收益的具体数值. 因此, 本文需要在每一时间节点下用对基金市场每一基金取平均的方法求得市场整体的收益 $r_{M,t}$, 然后对式 (9) 进行回归得出市场组合普遍能获得的超额收益 α_M

$$r_{M,t} = \alpha_M + \sum \beta_i X_i + e_{i,t} \quad (9)$$

步骤 3 在步骤 2 的基础上, 以 $\alpha = \alpha_M$ 为假设并利用 Bootstrap 自助法评估单个基金绩效, 并挑选出有能力的基金经理管理的基金. 具体地, 首先通过式 (10) 回归估计出基金的真实 α_i 和 $t(\alpha_i)$. 同时对式 (10) 中得到的残差序列 $e_{i,t}$ 进行有放回的抽样, 产生新的残差序列 $e'_{i,t}$. 然后在 $\alpha = \alpha_M$ 的假设下, 将式 (10) 中的回归系数 β_i 数值代入式 (11) 结合残差序列 $e'_{i,t}$, 可以算出在 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的基金 i 的收益 $r'_{i,t}$. 再将 $r'_{i,t}$ 代入式 (12) 中回归可以得到模拟的 α'_i 和 $t(\alpha'_i)$. 对上述步骤重复 10 000 次可以得到基金的 10 000 个模拟的 α'_i 和 $t(\alpha'_i)$. 最后可以求得真实 $t(\alpha_i)$ 在 10 000 次模拟的 $t(\alpha'_i)$ 形成的分布上的位置, 用 Bootstrap 方法下的 p 值 (p_b) 判断基金经理是否具有能力(判断方法同 2.2 节)

$$r_{i,t} = \alpha_i + \sum \beta_i X_i + e_{i,t} \quad (10)$$

$$r'_{i,t} = \alpha_M + \sum \beta_i X_i + e'_{i,t} \quad (11)$$

$$r'_{i,t} = \alpha'_i + \sum \beta_i X_i + e''_{i,t} \quad (12)$$

2.6 样本选取规则及数据来源

选取 2001 年 9 月 28—2009 年 2 月 28 日期间成立的 210 只偏股混合型基金作为研究样本集, 考察其在 2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日 10 年间的绩效表现(绩效评估区间). 选择 2001 年 9 月 28 日作为挑选偏股混合型基金的时间起点, 原因是我国第一支偏股混合型基金“南方稳健成长”在该日成立. 就绩效评估区间而言, 该区间(2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日)横跨牛市、熊市、震荡市三种市场, 能充分检验基金绩效表现的稳定性. 本文未将 2001 年 9 月 28 日—2009 年 2 月 28 日期间的基金收益数据纳入绩效评估区间, 而是选取随后的时间段(2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日)考察基金的绩效表现. 原因是: 若选择更早的时间作为绩效评估区间

的起点, 研究样本中基金的数量相对较少; 若选择更晚的时间作为绩效评估区间的起点, 样本会包括更多的基金. 选取的绩效评估区间能够对 10 年的基金绩效进行检验, 从而在相对较长的区间内更好地比较样本中不同基金经理的能力. 另外, 本文仅选择 2009 年 2 月 28 日前成立的、在绩效评估区间内一直存续的基金作为研究对象.

随后, 对绩效评估区间(2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日)中挑出的有能力的基金在 2018 年 3 月 1 日—2020 年 6 月 30 日期间的绩效表现做样本外的稳健性检验. 在稳健性检验中, 要求基金在绩效评估区间及样本外检验区间都存续, 即所选基金在 2009 年 3 月 1 日—2020 年 6 月 30 日都存续, 不存在清盘事件发生.

另外, 本文在研究样本中未将股票型基金纳入研究样本, 仅考察偏股混合型基金的表现, 主要基于如下原因: 2015 年 8 月 8 日证监会重新制定实施的《公开募集证券投资基金运作管理办法》(以下简称《管理办法》)将股票型基金持股比例不低于 60% 的阈值改为 80%, 大大提高了股票型基金在熊市中仍需在股票市场配资的比例, 从而极大削弱了股票型基金资产配置的灵活性. 《管理办法》对偏股混合型基金则无持股比例的要求. 因此, 偏股混合型基金投资灵活性更大, 不同基金经理间更容易展现出“能力”差距. 另外, 由于存在股票型基金因阈值改变而在 2015 年后转变为偏股混合型基金的情况. 若将股票型基金纳入样本则会造成样本内不同时间段基金类型不一致, 降低基金横向可比性. 综上, 本研究样本亦未纳入股票型基金. 最后, 还对比了《管理办法》实施前后一年的偏股混合型基金名单, 发现政策出台前的偏股混合型基金在政策出台后仍为偏股混合型基金. 进一步确认了本文选取的 210 只样本基金均不存在改变基金类型的情况.

本文的数据来源如下: 1) 样本中基金复权单位净值月度数据、规模数据取自 WIND 数据库; 2) 样本中基金的晨星 10 年评级(截止 2020 年 6 月 30 日)数据取自晨星评级网站; 3) 回归因子中的无风险收益率 R_f 、市场风险因子 R_M 、规模风险因子 SMB 、账面市值比风险因子 HML 、动量因子 MOM 、盈利能力因子 RMW 、投资模式因子 CMA 月度数据均取自中央财经大学中国资产管理研究中

心; 4) 计算中国市场风险因子 $R_{M,CH}$ 、中国规模风险因子 SMB_{CH} 、中国价值风险因子 VMG_{CH} 所需的股票市值、月度收益率、市盈率数据取自 WIND 数据库. 其中, 中央财经大学中国资产管理研究中心公布的因子数据截止至 2020 年 6 月 30 日, 晨星评级数据只能获取特定基金以 2020 年 6 月 30 日为结点的 10 年晨星评级. 因此, 本文由 2020 年 6 月 30 日往前追溯研究 2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日之间的基金的绩效表现, 再利用挑出的基金对 2018 年 3 月 1 日—2020 年 6 月 30 日间的基金绩效表现进行样本外的检验.

3 实证分析与稳健性检验

3.1 描述性统计

本文研究对象为在 2001 年 9 月 28 日—2009 年

2 月 28 日成立的偏股混合型基金, 共计 210 只基金. 表 1 报告了 2009 年 3 月—2020 年 6 月期间, 三因素模型、四因素模型、五因素模型和中国三因素模型中关键变量及样本中基金规模的描述性统计. 其中, 规模风险因子 SMB 的平均回报率最高, 为平均每月 0.88%. 月市场溢价 $R_M - R_f$ 的波动率最高(标准差均值为: 7.34%), 表明选取样本区间要尽可能涵盖多种股市情况, 以保证结果的稳健性. 样本中基金规模的均值 26.74 亿元, 标准差较大, 说明样本中不同基金规模差距相对较大. 另外, 表 1 第(2)列是样本区间中各个因子收益均值的 t 检验统计量(检验的原假设是: 均值等于零). 其中, 规模风险因子 SMB 、中国规模因子 SMB_{CH} 和中国价值因子 VMG_{CH} 的 t 检验显著, 表明若投资者采用单因子策略, 这三个因子策略能在样本期内取得显著正收益.

表 1 描述性统计

Table 1 Descriptive statistics

变量	均值	t 值	标准差	中值	最小值	最大值
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$R_M - R_f$	0.77%	1.22	7.34%	1.24%	-26.54%	19.92%
SMB	0.88%	2.59	3.95%	0.80%	-15.95%	16.76%
HML	-0.24%	-0.73	3.89%	-0.35%	-17.97%	15.70%
MOM	-0.03%	-0.07	5.11%	-0.19%	-15.91%	10.91%
RMW	-0.10%	-0.3	4.03%	-0.38%	-15.44%	15.44%
CMA	-0.07%	-0.32	2.59%	0.23%	-6.05%	9.31%
$R_{M,CH} - R_f$	0.66%	1.11	6.98%	0.67%	-25.09%	17.26%
SMB_{CH}	0.71%	2.04	4.05%	0.64%	-17.35%	17.73%
VMG_{CH}	0.72%	2.33	3.60%	0.90%	-10.28%	15.17%
基金规模/(亿元)	26.74	-	33.2	16.38	0.25	222.5

3.2 偏股混合型基金市场的超额收益率分析

首先, 本文采用 Fama 和 French^[8] 的 Bootstrap 自助法检验绩效评估区间内偏股混合型基金市场的超额收益率. 由于该方法仅能检验基金市场超额收益是否非零, 却不能量化超额收益的具体数值, 因此本文采用累计概率密度函数图来刻画三因素模型、四因素模型、五因素模型和中国三因素模型回归得到的真实的 $t(\alpha)$ 与 Fama 和 French^[8]

的 Bootstrap 自助法剔除各基金特征后获得的模拟 $t(\alpha')$ 之间的关系. 图 1 展示了真实的 $t(\alpha)$ 的概率密度与模拟的 $t(\alpha')$ 的概率密度之间的关系. 其中, 虚线表示由三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型回归得到的真实 $t(\alpha)$ 的累计概率密度, 实线表示经由 Bootstrap 方法剔除各基金个体特征后, 模拟基金市场整体得到的 $t(\alpha')$ 值的累计概率密度.

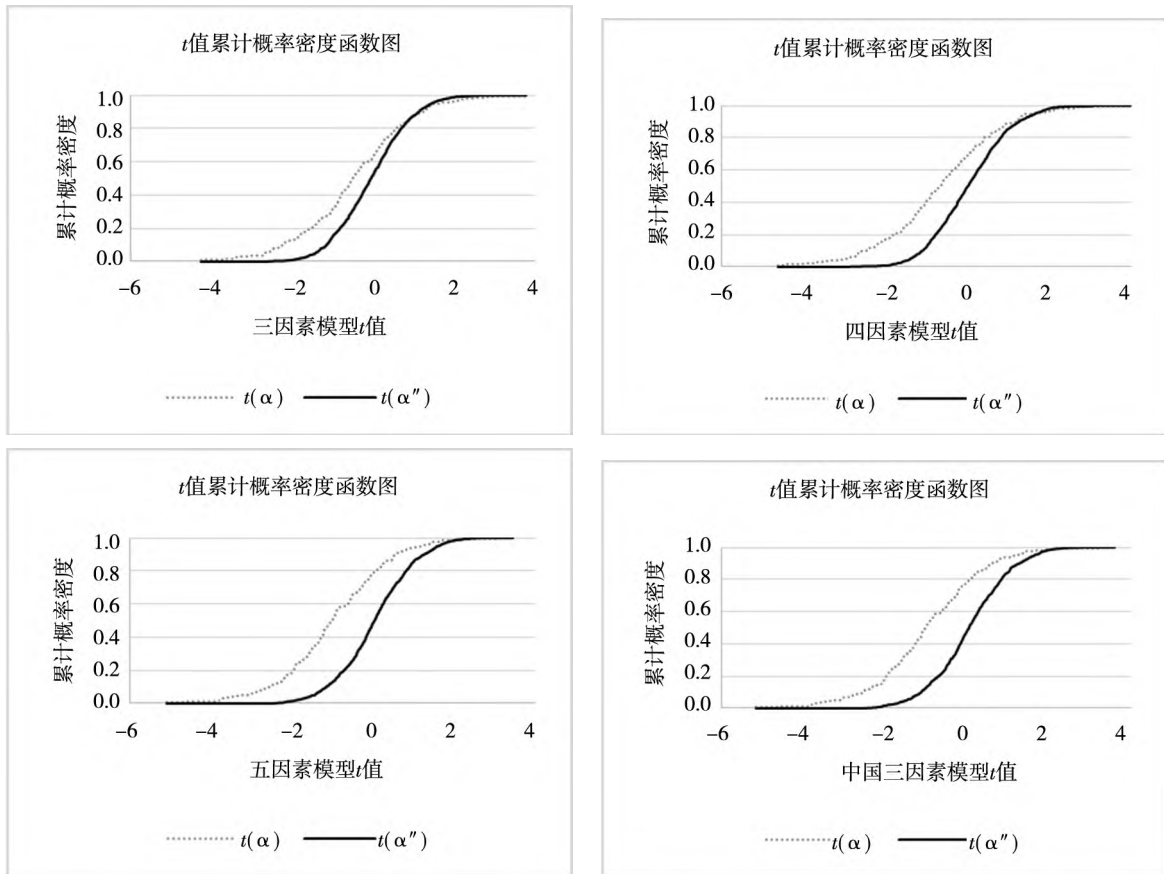


图1 基于三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型的基金 $t(\alpha)$ 与 $t(\alpha'')$ 分布

Fig.1 Distribution of $t(\alpha)$ and $t(\alpha'')$ of funds based on three-factors , four-factors , five-factors , Chinese three-factors models

图1中,不论是三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型得到的结果皆表现为绝大部分真实 t 值位于模拟 t 值上方,即偏股混合型基金在整体上表现出负的超额收益(即 $\alpha < 0$)。以三因素模型为例,图1中,当真实 $t(\alpha)$ 为0时,其累计概率密度约为0.7,表示70%的基金真实 $t(\alpha)$ 小于或等于0;当模拟 $t(\alpha'')$ 为0时,其累计概率密度约为0.5,即有50%的模拟基金 $t(\alpha'')$ 小于或等于0。真实 $t(\alpha)$ 的累计概率密度位于模拟 $t(\alpha'')$ 上方,表明有更多基金的实际表现比零超额收益假设下模拟基金的表现差,体现为基金市场整体为负的超额收益。

为了进一步说明图1,本文在表2报告了真实 $t(\alpha)$ 与模拟 $t(\alpha'')$ 在不同分位数下的分布情况。其中,列(1)表示将10 000次模拟的 $t(\alpha'')$ 按从小到大排序,在相应分位数下的值;列(2)表示在210只偏股混合型基金组成的样本中进行三因素模型回归得到的真实 $t(\alpha)$,按从小到大排序,在相应分位数下的值;列(3)汇报了 Bootstrap 的

p 值 (p_b),即模拟 $t(\alpha'')$ 大于真实 $t(\alpha)$ 的占比。当 p_b 大于等于0.9时,该基金的基金经理表现为显著的无能力;当 p_b 大于0.1,小于0.9时,该基金的基金经理表现为无能力;当 p_b 小于等于0.1时,该基金的基金经理表现为显著的有能力。列(3)表明,三因素模型下 $t(\alpha)$ 小于等于80%分位数的该基金的基金经理未体现出显著的能力 ($0.1 < p_b < 0.9$ 或 $p_b \geq 0.9$),其中 $t(\alpha)$ 小于等于20%分位数的该基金的基金经理体现出显著的无能力 ($p_b \geq 0.9$);四因素模型下 $t(\alpha)$ 小于等于90%分位数的该基金的基金经理未体现出显著能力。其中 $t(\alpha)$ 小于等于30%分位数的该基金的基金经理体现出显著的无能力;五因素模型下 $t(\alpha)$ 小于等于95%分位数的该基金的基金经理未体现出显著能力。其中 $t(\alpha)$ 小于等于40%分位数的该基金的基金经理体现出显著的无能力;中国三因素模型下 $t(\alpha)$ 小于等于90%分位数的该基金的基金经理未体现出显著能力。其中 $t(\alpha)$ 小于等于40%分

位数的该基金的基金经理体现出显著的无能力。总的来说, 偏股混合型基金市场整体表现以无能力为主; 但是, p_b 逐步递减且最终皆逼近 0。这说

明对于偏股混合型基金市场而言, 存在着部分基金能够获得超过“零超额收益下模拟基金市场”的收益。

表 2 基于三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型的基金 $t(\alpha)$ 与 $t(\alpha'')$ 分位值

Table 2 Percentiles of $t(\alpha)$ and $t(\alpha'')$ of funds based on three-factors, four-factors, five-factors, Chinese three-factors models

分位数	三因素模型			四因素模型			五因素模型			中国三因素模型		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	$t(\alpha'')$	$t(\alpha)$	p_b	$t(\alpha'')$	$t(\alpha)$	p_b	$t(\alpha'')$	$t(\alpha)$	p_b	$t(\alpha'')$	$t(\alpha)$	p_b
1%	-2.06	-4.26	0.999	-1.93	-4.50	0.999	-2.18	-4.66	0.999	-2.12	-3.89	0.999
2%	-1.83	-3.49	0.999	-1.74	-4.02	0.999	-1.92	-3.80	0.999	-1.96	-3.80	0.999
3%	-1.67	-3.37	0.999	-1.59	-3.66	0.999	-1.77	-3.73	0.999	-1.73	-3.65	0.999
4%	-1.57	-2.74	0.998	-1.48	-3.37	0.999	-1.60	-3.55	0.999	-1.64	-3.39	0.999
5%	-1.46	-2.67	0.998	-1.39	-2.94	0.999	-1.47	-3.08	0.999	-1.50	-3.09	0.999
10%	-1.17	-2.21	0.994	-1.11	-2.46	0.996	-1.16	-2.58	0.999	-1.15	-2.54	0.999
20%	-0.84	-1.52	0.956	-0.78	-1.74	0.980	-0.72	-1.98	0.984	-0.71	-1.97	0.993
30%	-0.54	-1.04	0.859	-0.49	-1.31	0.936	-0.41	-1.61	0.960	-0.44	-1.61	0.957
40%	-0.29	-0.81	0.793	-0.24	-1.01	0.881	-0.18	-1.27	0.915	-0.19	-1.29	0.925
50%	-0.07	-0.52	0.692	0.01	-0.67	0.767	0.03	-1.01	0.870	0.02	-1.03	0.866
60%	0.17	-0.15	0.541	0.26	-0.34	0.645	0.24	-0.64	0.777	0.24	-0.64	0.776
70%	0.40	0.20	0.388	0.51	0.01	0.501	0.50	-0.33	0.665	0.50	-0.30	0.651
80%	0.68	0.58	0.237	0.81	0.41	0.346	0.81	0.30	0.497	0.81	0.02	0.471
90%	1.12	1.22	0.081	1.26	1.20	0.113	1.26	0.53	0.286	1.25	0.58	0.217
95%	1.43	1.68	0.028	1.67	1.65	0.051	1.60	1.17	0.113	1.62	1.11	0.076
96%	1.53	1.88	0.017	1.78	1.92	0.026	1.69	1.28	0.096	1.73	1.26	0.057
97%	1.64	2.10	0.008	1.86	2.01	0.018	1.79	1.44	0.074	1.78	1.37	0.043
98%	1.83	2.22	0.006	1.99	2.14	0.012	1.92	1.63	0.048	1.91	1.57	0.027
99%	2.02	2.73	0.000	2.19	2.67	0.004	2.19	2.00	0.017	2.14	2.01	0.010

3.3 混合型基金整体绩效表现

前面本文采用 Fama 和 French^[8] 的 Bootstrap 自助法检验了偏股混合型基金市场的整体表现, 发现整体基金市场表现出非零的 α 。下面将样本各基金加权形成一个“整体”的基金, 通过三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型回归获得偏股混合型基金整体绩效表现 α_M 的具体数值。本文采用了等权重加权和基金规模加权两种加权方法。

表 3 对不同加权方法下整体基金绩效用三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型进行回归。其中, 在等权重加权下, 三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型的 α_M 分别为 -0.0016 , -0.0021 , -0.0032 , -0.0024 ; 在基金规模加权下, 三因素模型、四因素模型、五因

素模型、中国三因素模型的 α_M 分别为 -0.0020 , -0.0019 , -0.0037 , -0.0020 。结果表明两个方法下 α_M 值相近, 对研究结论影响不大。为了文章的简洁性, 本文剩余章节只汇报了等权重加权方法下的结果。^③

表 3 中三因素模型、四因素模型、中国三因素模型下 α_M 不显著, 看似与上节中 20% ~ 40% 的基金的基金经理体现为显著的无能力的结论不一致。出现这样结果的原因在于将基金收益加权平均后的线性回归模型本身存在着缺陷: 一方面, 在将样本 210 只基金进行加权过程中会遗漏信息; 另一方面, 由于线性回归下系数 t 值的计算没有反映实际市场上尖端肥尾等非正态性特征。这也是 Fama 和 French^[8] 的 Bootstrap 方法比普通回归简单加权后线性回归更为准确的原因。Fama 和

③ 基金规模加权方法下结果与等权重加权方法结果类似, 并不影响结论, 若读者对该结果感兴趣可向作者索取。

French^[8]的 Bootstrap 方法以市场中所有基金的收益率为基准,通过模拟的办法不断构造市场“虚拟”基金的方式很好地回避了加权问题,同时用真实收益率数据模拟得到市场收益率自身的分

布代替正态分布,也能够反映实际市场尖端肥尾的特征.但 Fama 和 French^[8]的 Bootstrap 方法的缺陷也很明显,即只能检验基金市场超额收益是否非零,不能量化超额收益的具体数值.

表3 等权重加权及基金规模加权下的模型估计系数

Table 3 Coefficient estimates under equally weighted method and value weighted method

系数 (t 值)	等权重加权				基金规模加权			
	三因素	四因素	五因素	中国三因素	三因素	四因素	五因素	中国三因素
α	-0.001 6	-0.002 1	-0.003 2*	-0.002 4	-0.002 0	-0.001 9	-0.003 7**	-0.002 0
t 值	(-0.887 8)	(-1.265 1)	(-1.764 9)	(-1.477 1)	(-1.004 2)	(-1.046 5)	(-1.974 5)	(-1.197 2)
$R_M - R_f$	0.840 8***	0.836 4***	0.858 0***		0.807 2***	0.824 2***	0.877 7***	
t 值	(3.190 4)	(2.987 0)	(3.391 9)		(3.177 9)	(3.396 2)	(3.402 2)	
SMB	-0.073 8	-0.048 5	0.137 5*		-0.062 2	-0.037 2	0.150 2*	
t 值	(-1.365 3)	(-0.998 6)	(1.712 8)		(-1.284 7)	(-0.805 8)	(1.949 0)	
HML	-0.357 4***	-0.326 8***	-0.274 2***		-0.377 3***	-0.360 1***	-0.278 1***	
t 值	(-3.533 0)	(-3.277 2)	(-2.948 4)		(-3.728 6)	(-3.546 0)	(-2.930 9)	
MOM		0.159 0***				0.171 0***		
t 值		(3.073 1)				(3.974 3)		
RMW			0.164 4*				0.142 0*	
t 值			(1.922 2)				(1.718 2)	
CMA			-0.186 3**				-0.190 0***	
t 值			(-2.324 5)				(-2.600 6)	
$R_{M,CH} - R_f$				0.799 2***				0.742 4***
t 值				(2.641 7)				(2.543 0)
SMB_{CH}				0.097 8				-0.017 8
t 值				(1.140 6)				(-0.631 7)
VMG_{CH}				0.401 7***				0.310 5**
t 值				(3.546 0)				(3.027 3)
调整 R^2	0.932 2	0.945 6	0.939 8	0.937 1	0.928 4	0.949 2	0.957 2	0.928 9

注: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.

为了进一步论证三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型下 α_M 分别取值 -0.001 6、-0.002 1、-0.003 2 和 -0.002 4 的合理性,将 Fama 和 French^[8]的 Bootstrap 法中 $\alpha = 0$ 的假设分别改为 $\alpha = -0.001 6$ 、 $\alpha = -0.002 1$ 、 $\alpha = -0.003 2$ 和 $\alpha = -0.002 4$,检验偏股混合型基金市场在三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型下的超额收益是否显著区别于 $\alpha = -0.001 6$ 、 $\alpha = -0.002 1$ 、 $\alpha = -0.003 2$ 和 $\alpha = -0.002 4$.结果如图 2 所示,不论是三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型得到的结果皆表现为真实 $t(\alpha)$ 与模拟 $t(\alpha')$ 相交,此时仅在极端分位数两端的基金体现出基金经理有能力或无能力,大部分基金不能拒绝 $\alpha = \alpha_M$ 的原假设.这

意味着三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型下对应超额收益数值分别取值 $\alpha = -0.001 6$ 、 $\alpha = -0.002 1$ 、 $\alpha = -0.003 2$ 和 $\alpha = -0.002 4$ 合理.

3.4 在非零超额收益假设下采用 Kosowski 等的 Bootstrap 自助法挑选基金

表 4 报告了在 Kosowski 等^[3]的 Bootstrap 方法下,在零假设和非零假设前提下,通过三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型挑出的基金(包括有能力和无能力基金经理管理的基金).首先,在 $\alpha = 0$ 假设下,根据三因素模型筛出了 19 只显著具有能力($p_b < 0.1$)的基金经理管理的基金,根据四因素模型筛出了 17 只显著具有能力的基金经理管理的基金,根据五因素模

型筛出了9只显著具有能力的基金经理管理的基金, 根据中国三因素模型筛出了13只显著具有能力的基金经理管理的基金. 此外, 本文也根据三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型分别筛出了55只、66只、85只和74只显著没有能力的基金经理管理的基金($p_b \geq 0.9$), 分

别占总样本数目的26.19%、31.43%、40.48%、35.24%. 在基金整体表现水平显著不佳的背景下仍用 $\alpha = 0$ 的假设使得挑出的有能力基金经理管理的基金较少, 同时完全不具有能力的基金经理管理的基金占到了全部样本基金的三分之一以上, 这样的结果有失偏颇, 容易出现误判.

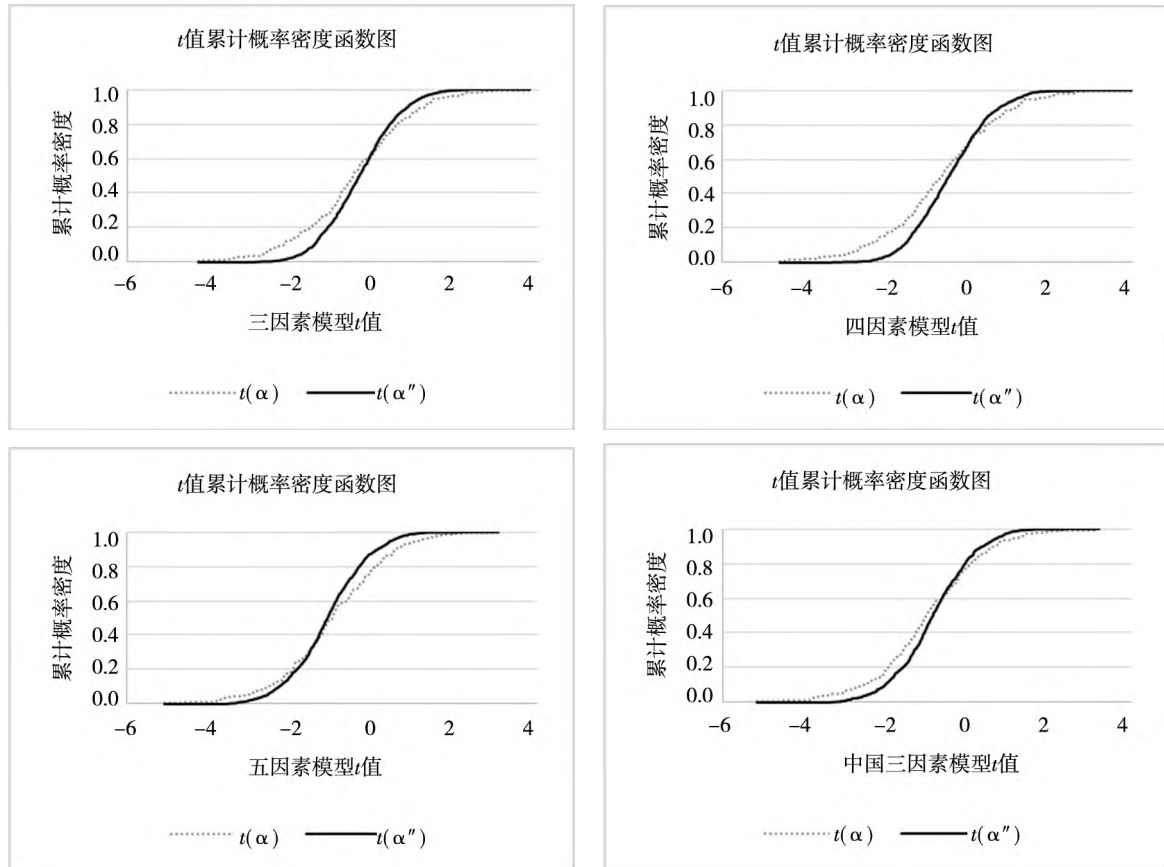


图2 非零假设下三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型的基金 $t(\alpha)$ 与 $t(\alpha_M)$ 分布

Fig. 2 Distribution of $t(\alpha)$ and $t(\alpha_M)$ of funds based on three-factors, four-factors, five-factors, Chinese three-factors models under nonzero α assumption

其次, 本文改变模型的假设, 令 α 在三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型下分别取 $-0.0016, -0.0021, -0.0032, -0.0024$, 筛出了40只、43只、43只和41只显著具有能力的基金经理管理的基金, 以及33只、32只、28只和34只显著没有能力的基金经理管理的基金. 显

然, 在非零假设下能够挑选出更多显著具有能力的基金经理管理的基金. 对于投资者而言, 发掘市场上更多显著具有能力的基金经理管理的基金有助于其构建收益稳定的投资组合. 另外, 本文在非零假设下则筛选了较少的显著无能力的基金经理管理的基金.

表4 基于三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型挑出的基金统计

Table 4 Number of funds selected based on three-factors, four-factors, five-factors, Chinese three-factors models

基金数量		三因素	占比	四因素	占比	五因素	占比	中国三因素	占比
$\alpha = 0$	有能力	19只	9.05%	17只	8.10%	9只	4.29%	13只	6.19%
	无能力	55只	26.19%	66只	31.43%	85只	40.48%	74只	35.24%
$\alpha = \alpha_M$	有能力	40只	19.05%	43只	20.48%	43只	20.48%	41只	19.52%
	无能力	33只	15.71%	32只	15.24%	28只	13.33%	34只	16.19%

最后 本文将样本基金按真实的 $t(\alpha)$ 排序, 发现真实的 $t(\alpha)$ 排序与 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的 Bootstrap 方法挑出的基金表现出较高的重合度. 这一结果表明 研究能力不强的散户等群体 通过对回归的 $t(\alpha)$ 排序也可能挑出显著有能力的基金经理管理的基金.

表 5 和表 6 分别展示了在 $\alpha = 0$ 和 $\alpha = \alpha_M$ 的假设下, 通过三因素模型、四因素模型、五因素模型、中国三因素模型回归的 Bootstrap 方法下的结果. 表 5 和表 6 中的第一行 ($t(\alpha)$) 显示的是将偏股混合型基金样本按真实的 $t(\alpha)$ 从低到高 (从左到右) 进行排序, 第二行显示其对应的 α 值, 第三行 (p_b , 即 Bootstrap 的 p 值) 披露了第一行的 $t(\alpha)$ 在对应基金通过 Bootstrap 方法模拟得到的“运气”分布中的位置 p 值越小, 表示基金真实的 $t(\alpha)$ 超过的模拟值越多, 也表示基金经理的能力越为显著; 表 5 和表 6 各列中的

“Top”代表 $t(\alpha)$ 由大到小排列, “Bottom”代表由小到大排列.

在表 5 中, 当假设 $\alpha = 0$ 时, 在三因素模型、四因素模型和中国三因素模型下, 排名前 10 位的基金的基金经理能表现出显著的能力 ($p_b \leq 0.1$), 而五因素模型下排名第 10 的基金的 $p_b > 0.1$, 说明只有不到 10 只基金的基金经理表现出显著的能力. 另外, 不论是三因素模型、四因素模型、五因素模型还是中国三因素模型下的 Bootstrap 法得到的结果中, 排名最后 20% 的基金的基金经理都被列为完全没有能力 ($p_b \geq 0.9$).

在表 6 中, 当假设 $\alpha = \alpha_M$ 时, 不论在三因素模型、四因素模型、五因素模型还是中国三因素模型下的 Bootstrap 结果中, 按真实 $t(\alpha)$ 进行排名的前 15% 的基金的基金经理都表现出显著的能力 ($p_b \leq 0.1$), 所有在左尾部最差的 10% 的基金的基金经理都表现出无能力的特点 ($p_b \geq 0.9$).

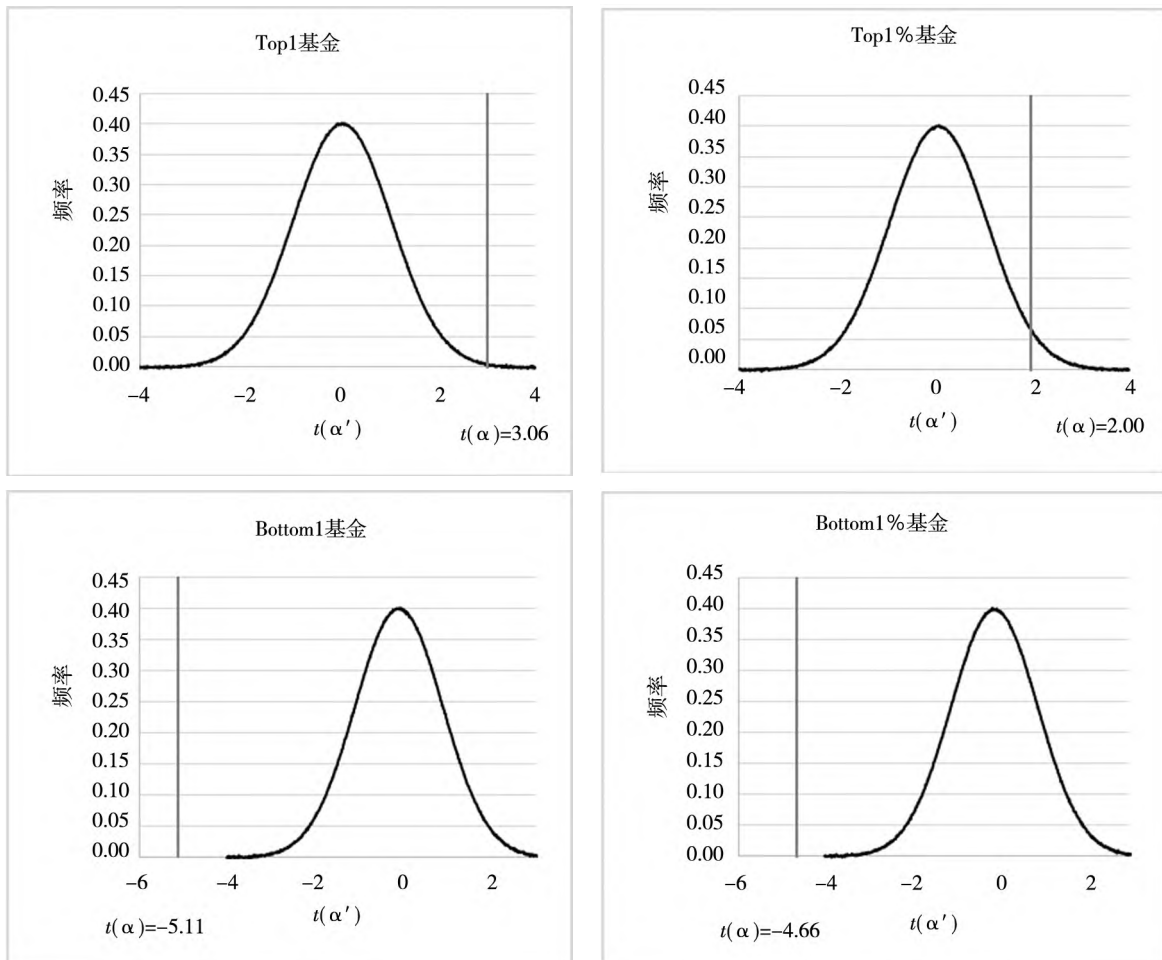


图 3 五因素模型 $\alpha = \alpha_M$ 假设下 Bootstrap 法的 $t(\alpha')$ 的分布图及 $t(\alpha)$
 Fig. 3 Bootstrapped $t(\alpha')$ and $t(\alpha)$ based on five-factors model and $\alpha = \alpha_M$ assumption

表 5 $\alpha = 0$ 假设下的 Bootstrap 结果
Table 5 Bootstrap result under $\alpha = 0$ assumption

	Bottom 1	Bottom 5	Bottom 10	Bottom 10%	Bottom 15%	Bottom 20%	Bottom 30%	Top 30%	Top 20%	Top 15%	Top 10%	Top 10%	Top 5	Top 1	
三因素模型	$t(\alpha)$	-3.53	-3.03	-2.79	-2.22	-1.87	-1.51	-1.04	0.20	0.58	0.89	1.25	1.72	2.23	3.78
	α	-0.015	-0.013	-0.009	-0.008	-0.006	-0.004	-0.004	0.001	0.002	0.003	0.002	0.006	0.007	0.009
	p_b	0.999	0.999	0.992	0.987	0.955	0.934	0.841	0.404	0.267	0.192	0.110	0.036	0.013	0.000
四因素模型	$t(\alpha)$	-4.62	-4.04	-3.54	-2.46	-2.10	-1.74	-1.31	0.04	0.42	0.82	1.21	1.74	2.14	3.98
	α	-0.016	-0.013	-0.010	-0.007	-0.006	-0.005	-0.003	0.000	0.001	0.002	0.003	0.004	0.006	0.010
	p_b	0.999	0.991	0.994	0.994	0.952	0.947	0.910	0.478	0.311	0.267	0.101	0.042	0.023	0.000
五因素模型	$t(\alpha)$	-5.11	-4.27	-3.85	-2.58	-2.28	-1.98	-1.61	-0.32	0.10	0.34	0.58	1.21	1.63	3.06
	α	-0.018	-0.014	-0.011	-0.008	-0.006	-0.005	-0.004	-0.001	0.000	0.001	0.002	0.004	0.004	0.008
	p_b	0.999	0.999	0.999	0.993	0.989	0.980	0.954	0.616	0.439	0.347	0.288	0.110	0.044	0.001
中国三因素模型	$t(\alpha)$	-4.60	-3.97	-3.24	-2.54	-2.30	-1.97	-1.61	-0.30	0.02	0.31	0.58	1.71	2.19	3.88
	α	-0.015	-0.011	-0.009	-0.007	-0.007	-0.005	-0.004	-0.001	0.000	0.002	0.002	0.006	0.008	0.010
	p_b	0.999	0.995	0.991	0.981	0.979	0.964	0.940	0.597	0.476	0.295	0.271	0.051	0.010	0.000

表 6 $\alpha = \alpha_M$ 假设下 Bootstrap 结果
Table 6 Bootstrap result under $\alpha = \alpha_M$ assumption

	Bottom 1	Bottom 5	Bottom 10	Bottom 10%	Bottom 15%	Bottom 20%	Bottom 30%	Top 30%	Top 20%	Top 15%	Top 10%	Top 10%	Top 5	Top 1	
三因素模型	$t(\alpha)$	-3.53	-3.03	-2.79	-2.22	-1.87	-1.51	-1.04	0.20	0.58	0.89	1.25	1.72	2.23	3.78
	α	-0.015	-0.013	-0.009	-0.008	-0.006	-0.004	-0.004	0.001	0.002	0.003	0.002	0.006	0.007	0.009
	p_b	0.999	0.999	0.986	0.962	0.892	0.814	0.713	0.251	0.155	0.083	0.024	0.014	0.001	0.000
四因素模型	$t(\alpha)$	-4.62	-4.04	-3.54	-2.46	-2.10	-1.74	-1.31	0.04	0.42	0.82	1.21	1.74	2.14	3.98
	α	-0.016	-0.013	-0.010	-0.007	-0.006	-0.005	-0.003	0.000	0.001	0.002	0.003	0.004	0.006	0.010
	p_b	0.999	0.992	0.961	0.949	0.903	0.826	0.665	0.232	0.116	0.068	0.012	0.001	0.002	0.000
五因素模型	$t(\alpha)$	-5.11	-4.27	-3.85	-2.58	-2.28	-1.98	-1.61	-0.32	0.10	0.34	0.58	1.21	1.63	3.06
	α	-0.018	-0.014	-0.011	-0.008	-0.006	-0.005	-0.004	-0.001	0.000	0.001	0.002	0.004	0.004	0.008
	p_b	0.999	0.989	0.989	0.930	0.857	0.712	0.577	0.321	0.106	0.072	0.057	0.013	0.001	0.000
中国三因素模型	$t(\alpha)$	-4.60	-3.97	-3.24	-2.54	-2.30	-1.97	-1.61	-0.30	0.02	0.31	0.58	1.71	2.19	3.88
	α	-0.015	-0.011	-0.009	-0.007	-0.007	-0.005	-0.004	-0.001	0.000	0.002	0.002	0.006	0.008	0.010
	p_b	0.999	0.980	0.967	0.935	0.912	0.841	0.697	0.247	0.119	0.079	0.057	0.015	0.001	0.000

在五因素模型下且假设 $\alpha = \alpha_M$,以“Top1”基金为例,其真实的 $t(\alpha) = 3.06$,实现了真实 $\alpha = 0.008$ 的超额收益.同时,“Top1”基金 $t(\alpha)$ 的 p_b 是 0.000 ,表明该基金的 10 000 次 Bootstrap 模拟中,几乎没有模拟 $t(\alpha)$ 能超过真实的 $t(\alpha) = 3.06$.

如图 3 中“Top1 基金”所示,相对于 10 000 次模拟下的 $t(\alpha)$ 的分布,基金真实 $t(\alpha) = 3.06$ 位于模拟 $t(\alpha)$ 分布的最右侧,与模拟 $t(\alpha)$ 分布没有交点.由此得出结论:在只依靠运气(模拟)的情况下取得“Top1”基金的实际 $t(\alpha) = 3.06$ 的可能性近乎为 0,也就是说“Top1”基金的实际 $t(\alpha) = 3.06$ 极大可能是由基金经理的能力取得的.在图 3 中还提供了五因素模型下 Top1%,Bottom1 以及 Bottom1% 基金的模拟 $t(\alpha)$ 与真实的 $t(\alpha)$ 之间的分布.结果与表 5 和表 6 一致.

在表 7 中,为了更直观的展现不同基金之间的能力差距,利用 2009 年 3 月—2020 年 6 月间的

月度数据,通过构建投资组合并以滚动式方法更新投资组合来比较基金间的绩效差异.投资组合按以下方式构建:首先,在组合构建日,用之前 36 个月的数据分别对 210 只偏股混合型基金做五因素模型回归,按超额收益 α 的 $t(\alpha)$ 值大小排序,按基金数量 10 等分,再按等权重加权收益率的方式构成 10 个投资组合.接下来,持有该 10 个组合 K 个月($K = 3, 6, 9, 12$,下文称为换仓周期)至下 1 个组合构建日.最后,在下 1 个组合构建日,重新按该构建日前 36 个月数据计算得到的 $t(\alpha)$ 构建新的 10 个组合.

依据该投资方法,将获得 10 个组合在 2012 年 3 月—2020 年 6 月收益序列.对收益序列做五因素模型回归,得到 10 个组合在不同换仓周期下的超额收益 α ,同时对组合 1(t 值最大)与组合 10(t 值最小)的收益差异也进行五因素模型回归.组合的收益序列从 2012 年 3 月开始,是因为第 1 个组合构建日需要 2009 年 3 月—2012 年 2 月的数据进行的计算.

表 7 基于五因素模型的滚动期基金组合的 α

Table 7 Alpha of fund rolling portfolios based on five-factors model

	$K = 3$	6	9	12
组合 1 ($t(\alpha)$ 最大)	0.39% (2.51)	0.30% (1.92)	0.37% (2.45)	0.19% (1.24)
组合 2	0.20% (1.21)	0.25% (1.71)	0.29% (1.94)	0.21% (1.45)
组合 3	0.03% (0.19)	0.12% (0.74)	0.12% (0.79)	0.15% (0.95)
组合 4	0.13% (0.84)	0.17% (1.02)	0.08% (0.48)	0.10% (0.67)
组合 5	0.20% (1.43)	0.09% (0.61)	0.11% (0.70)	0.04% (0.24)
组合 6	0.05% (0.32)	0.04% (0.24)	-0.01% (-0.06)	0.08% (0.45)
组合 7	-0.05% (-0.28)	0.01% (0.05)	0.08% (0.51)	0.08% (0.51)
组合 8	0.02% (0.13)	0.10% (0.61)	0.00% (0.03)	0.14% (0.90)
组合 9	-0.04% (-0.26)	-0.07% (-0.38)	-0.05% (-0.27)	-0.02% (-0.14)
组合 10 ($t(\alpha)$ 最小)	-0.23% (-1.25)	-0.30% (-1.61)	-0.28% (-1.44)	-0.27% (-1.49)
差异	0.62%***	0.61%***	0.65%***	0.46%***
(组合 1~组合 10)	(3.97)	(3.79)	(4.00)	(3.13)

注: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$ 2~5 列括号内的数字为 t 值.

值得注意的是,投资组合的测试股样本区间是 2009 年 3 月—2020 年 6 月. 既包括了前文提到的绩效评估区间(2009-03—2018-02), 也包括了样本外测试区间(2018-03—2020-06). 然而在本节的测试中,对基金绩效的评估是基于组合构建日前的 36 个月,而非前文的绩效评估区间. 组合的持有时间为组合构建日后的 K 个月,也并非前文的样本外测试区间. 由于投资组合的滚动式更新,本节的测试无需局限于前文的绩效评估区间,可以利用全样本的数据. 具体结果如表 7 所示. 从表 7 可以看出,组合所获得的超额收益依 t (α) 减少,最好的组合(组合 1)在 $K=3, 6, 9$ 时表现出显著为正的超额收益,在 $K=12$ 时超额收益为正但不显著;而最差的组合(组合 10)总表现负的超额收益,但都不显著. 组合 1 与组合 10 之间收益之差的超额收益始终显著为正,意味着好的组合和差的组合绩效之间的确存在差异. 同时,以 $K=3$ 举例来说,表 7 中数据展示了当换仓周期 (K) 为 3 个月时,最好的组合(组合 1)的表现能

显著地超过最差的组合(组合 10) 0.62%,年化后为 7.44%.

3.5 样本外的稳健性检验

前文以 2009 年 3 月—2018 年 2 月之间的数据作为绩效评估区间筛选基金. 在本节以 2018 年 3 月—2020 年 6 月作为检验区间,检验 $\alpha = \alpha_M$ 前提下挑选出的有能力的基金经理管理的基金业绩是否比 $\alpha = 0$ 前提下挑选出的有能力的基金经理管理的业绩更好.

图 4 展示了在五因素模型下 $\alpha = \alpha_M$ 、 $\alpha = 0$ 两种前提下挑出有能力的基金经理管理的基金 (p_b 小于 0.1) 累计收益图,其中, $\alpha = \alpha_M$ 前提下挑出了 43 只有能力的基金经理管理的基金, $\alpha = 0$ 前提下挑出了 9 只有能力的基金经理管理的基金. 将它们分别构建两个基金投资组合,以等权重加权基金收益的方式计算投资组合的收益. 从两个组合在检验区间内的累计收益来看, $\alpha = \alpha_M$ 前提下选择的基金组合整体上的表现优于 $\alpha = 0$ 前提下选择的基金组合.

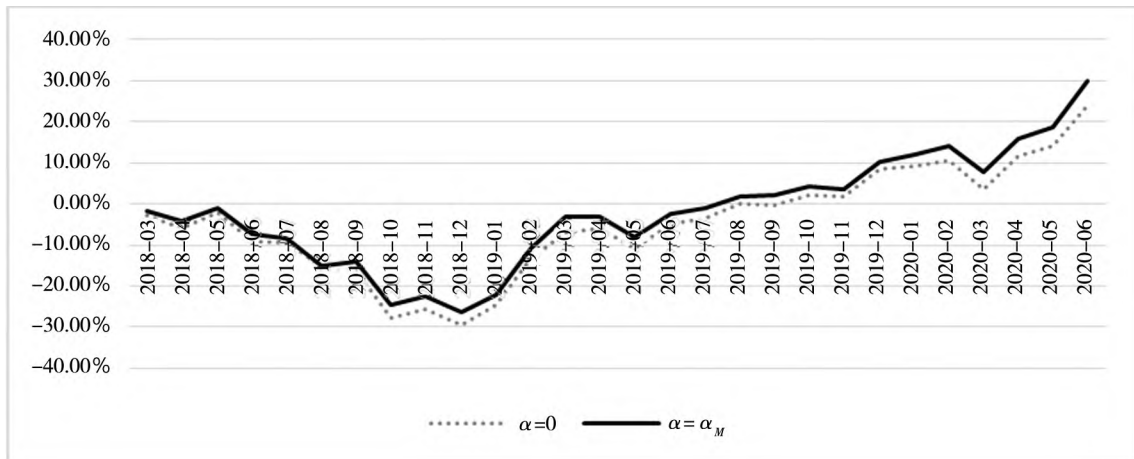


图 4 基于五因素模型不同 α 假设下挑出有能力的基金经理管理的基金样本外累计收益

Fig. 4 Out of sample accumulated return of skilled portfolios under different α assumption based on the five-factors model

为了进一步检验两种不同假设前提下构建的基金组合收益是否有差异,本文进一步计算了 3 个月(2018 年 3 月—2018 年 5 月)、6 个月(2018 年 3 月—2018 年 8 月)、9 个月(2018 年 3 月—2018 年 11 月)、12 个月(2018 年 3 月—2019 年 2 月)和 24 个月(2018 年 3 月—2020 年 3 月)下两个投资组合的累计收益数值及绩效差异 t 值,结果如表 8 所示. 表 8 的结果表明,不管是 3 个月、6 个月、9 个月、12 个月还是 24 个月, $\alpha = \alpha_M$ 假设下构建的基金组合累计收益都优于

$\alpha = 0$ 假设下构建的基金组合所获得的累计收益. 其中,3 个月期间两者绩效差异在 10% 的显著性水平上显著,6 个月、9 个月、12 个月、24 个月期间两者绩效差异在 1% 的显著性水平上表现显著. 说明 $\alpha = \alpha_M$ 前提下筛选出的基金组合收益比 $\alpha = 0$ 前提下筛选出的基金组合收益更高.

在 $\alpha = \alpha_M$ 假设下有能力的基金数量为 43 只, $\alpha = 0$ 假设下数量为 9 只. $\alpha = \alpha_M$ 假设下基金组合收益更高可能是由于分散化投资,与超额收益假设无关. 为了进一步分析,表 9 报告了 $\alpha = \alpha_M$

和 $\alpha = 0$ 前提下构建的基金组合在样本外的其他投资指标的情况. 可以看到在 $\alpha = \alpha_M$ 前提下挑选出的有能力基金组合月度收益率均值更大、标准差更小、夏普比率更大、最大回撤更小, 均优于

$\alpha = 0$ 前提下挑选出的有能力基金组合. 其中, $\alpha = \alpha_M$ 假设下基金组合夏普比率更高, 说明组合的高收益不只源于分散化投资, 还源于超额收益假设的变更.

表 8 两种前提下构建的基金组合累计收益比较

Table 8 Accumulated return of skilled portfolios under different α assumption

	3 个月	6 个月	9 个月	12 个月	24 个月
$\alpha = 0$	-0.013	-0.157	-0.248	-0.122	0.037
$\alpha = \alpha_M$	-0.007	-0.146	-0.223	-0.108	0.079
差异	0.006 [*]	0.011 ^{***}	0.025 ^{***}	0.014 ^{***}	0.042 ^{***}
差异 t 值	4.150 6	7.688 1	5.451 2	6.959 1	13.273 4

表 9 两种前提下构建的基金组合的投资指标

Table 9 Performance analysis of skilled portfolios under different α assumption

	均值	标准差	年化夏普比率	最大回撤
$\alpha = 0$	0.86%	0.30%	1.62	25.04%
$\alpha = \alpha_M$	1.07%	0.28%	2.13	23.34%

3.6 不同市场状态的稳健性检验

中国股市历来具有“牛短熊长”的特点, 不同投资策略在不同市场状态下其收益差距很大. 在不同的市场状态下, $\alpha = \alpha_M$ 前提筛选出的基金组合是否仍较 $\alpha = 0$ 筛选出的基金组合表现更优? 本文借鉴了 Kao 等^[39] 及肖峻^[40] 的思路, 将样本划分为“牛市”和“熊市”区间, 考察在不同市场状态下两种假设前提筛选出的基金组合表现. 其中, Kao 等^[39] 将一年中 12 个月的月均市场回报大于 0 的年份定义为“牛市”, 月均市场回报小于 0 的年份定义为“熊市”, 该方法在下文中简称为“方法 1”. 肖峻^[40] 使用了业界广泛采用的标

准: 若一年中市场涨幅大于或等于 20%, 则定义为“牛市”; 若跌幅大于或等于 20%, 则定义为“熊市”; 若市场回报率介于 +20% 和 -20% 之间, 则定义为“中性市”, 该方法在下文中简称为“方法 2”.

本文选用上证指数代表市场, 表 10 列出了样本内年份按“方法 1”和“方法 2”标准划分市场状态的情况, 由于样本内 2020 年只包含 1 月—6 月数据, 故未进行市场状态划分.

按照表 10 的牛熊市划分, 本文进一步考察在不同子样本期间内 $\alpha = \alpha_M$ 前提筛选出的基金组合及 $\alpha = 0$ 前提筛选出的基金组合表现.

表 10 样本内年份市场状态

Table 10 Segment of different market style

	牛市	熊市	中性市
方法 1	2009、2014、2015、2017、2019	2010、2011、2012、2013、2016、2018	-
方法 2	2009、2014、2019	2011、2018	2010、2012、2013、2015、2016、2017

表 11 中的五因素 α_M 为不同子样本区间的基金市场整体组合的超额收益, 该表显示所有的样本区间基金市场整体组合的超额收益都为负, 这与前文的绩效评估区间超额收益为负一致. 表中的基金数量表示在不同前提下挑出的有能力基金经理管理的基金数量, 可以看到以

$\alpha = \alpha_M$ 为前提总是能挑选出更多的有能力基金经理管理的基金. 对 $\alpha = \alpha_M$ 前提筛选出的基金组合收益与 $\alpha = 0$ 前提筛选出的基金组合收益差值做五因素模型回归得到 α . 表 11 的“收益差的五因素 α ”列报告了该值. 结果显示五因素 α 始终为正, 说明 $\alpha = \alpha_M$ 前提筛选出的基金组

合收益比 $\alpha = 0$ 前提筛选出的基金组合收益表现更佳. 表 11 还报告了月度收益率均值、标准差及年化夏普比率, 总体上 $\alpha = \alpha_M$ 前提筛选出的基金组合更佳.

表 11 不同市场状态下两种前提构建的基金组合投资指标

Table 11 Performance analysis of skilled portfolios under different α assumption in different market style

		五因素 α_M		基金数量	收益差的五因素 α	收益均值	标准差	年化夏普比率
方法 1	牛市	-0.002 3*	$\alpha = 0$	20	0.001 0	1.86%	0.42%	2.53
			$\alpha = \alpha_M$	42		2.31%	0.40%	2.95
	熊市	-0.002 5*	$\alpha = 0$	17	0.001 7*	-0.01%	0.36%	-0.50
			$\alpha = \alpha_M$	43		0.15%	0.33%	-0.05
方法 2	牛市	-0.002 2*	$\alpha = 0$	15	0.002 3*	2.16%	0.67%	3.02
			$\alpha = \alpha_M$	36		3.24%	0.73%	3.06
	熊市	-0.005 2**	$\alpha = 0$	7	0.003 1**	-3.98%	0.89%	-2.22
			$\alpha = \alpha_M$	47		-2.09%	0.77%	-1.85
	中性市	-0.001 6	$\alpha = 0$	16	0.001 1	0.66%	0.87%	0.67
			$\alpha = \alpha_M$	38		0.97%	0.98%	0.73

注: * $p < 0.1$; ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$; 计算年化夏普比率所用的无风险利率为样本期内时间加权的无风险利率.

3.7 晨星评级及动态 α_M 的稳健性检验

晨星评级是基金评级领域的标杆. 本文分别以 $\alpha = \alpha_M$ 和 $\alpha = 0$ 为前提, 运用 Bootstrap 方法来识别五因素模型下有能力的基金经理管理的基金, 并与晨星的评级进行对比. 如果以 $\alpha = \alpha_M$ 为前提比以 $\alpha = 0$ 为前提运用 Bootstrap 方法能够筛选出更多的晨星评级中的优秀基金, 则说明前者更具有优势.

以截止至 2020 年 6 月 30 日各基金的 10 年晨星评级数据为基础, 本文对比了两种前提下运用 Bootstrap 方法筛选的基金. 结果如表 12 所示, 以 $\alpha = \alpha_M$ 为前提运用 Bootstrap 方法对晨星 5 星基金进行识别, 识别率为 83%, 而以 $\alpha = 0$ 为前提运用 Bootstrap 方法进行识别的识别率只有 44%. 这说明在假设 $\alpha = \alpha_M$ 下的基金挑选模型比在假设 $\alpha = 0$ 下的模型更优.

表 12 以 $\alpha = \alpha_M$ 为前提与以 $\alpha = 0$ 为前提运用 Bootstrap 方法的晨星基金识别率

Table 12 Morning star funds recognition rate of Bootstrap method under $\alpha = \alpha_M$ and $\alpha = 0$ assumption

晨星 10 年评级	基金数量	$\alpha = 0$		$\alpha = \alpha_M$	
		有能力	识别率	有能力	识别率
5 星	18	8	44%	15	83%
4 星	44	6	14%	18	41%
合计	62	14	23%	33	53%

以上比较是利用 2009 年 3 月—2020 年 6 月的数据求出 α_M , 以 $\alpha = \alpha_M$ 为假设利用 Bootstrap 法挑出有能力基金. 这可能导致只研究全样本中一个静态 α_M 得到的结论可能随时间的推移而

除了从晨星 5 星评级识别率角度检验 $\alpha = \alpha_M$ 假设, 本文还从收益率角度对比 $\alpha = \alpha_M$ 挑选出的有能力基金经理管理的基金和晨星 5 星基金. 图 5 展示了以 $\alpha = \alpha_M$ 为假设下 Bootstrap 方法挑出的有能力基金经理管理的基金 ($p_b \leq 0.1$) 构成的等权重组合与晨星 5 星等权重组合的累计收益差值. 该值大于 0 说明以 $\alpha = \alpha_M$ 为假设挑出的有能力基金经理管理的基金组合表现比晨星 5 星基金更好. 图 5 显示, 在样本期间内累计收益差值先负后正, 最后逐渐扩大到 6.5%. 进一步将该差值进行五因素模型回归, 得到 α 为 0.001 6, 对应的 p 值为 0.083, 说明 $\alpha = \alpha_M$ 为假设挑出的有能力基金经理管理的基金相对晨星 5 星基金存在超额收益, $\alpha = \alpha_M$ 为假设挑出的有能力基金经理管理的基金绩效表现更好.

失效. 为了将 α_M 的动态变化纳入测试, 本文用滚动构建投资组合的方法比较 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金经理管理的基金组合与晨星 5 星基金的收益. 从 2012 年 3 月起的每一个月利用

前36个月的数据计算 α_M ,并用该 α_M 在 Bootstrap 法下挑出五因素模型下有能力基金经理管理的基金 ,等权重构造投资组合 ,持有一个月.

最后比较测试期内 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金经理管理的基金组合与晨星5星基金组合的绩效表现.

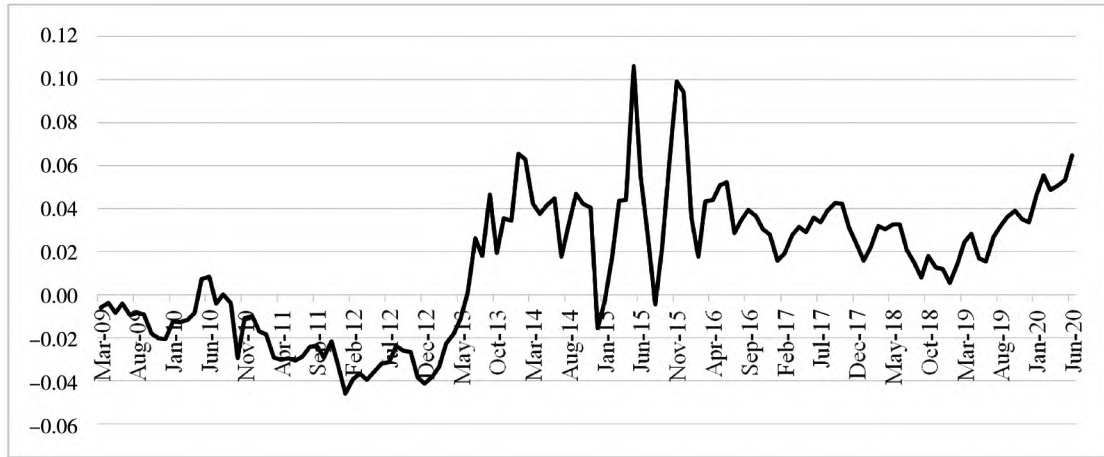


图5 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金的组合与晨星5星基金累计收益差值

Fig. 5 Difference of accumulated return between skilled portfolio under $\alpha = \alpha_M$ assumption and morning star 5-star fund portfolio

图6展示了滚动方法下 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金经理管理的基金组合与晨星5星基金的累计收益差值. 可以看到 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金经理管理的基金组合表现持续优于晨星5星基金. 从2012年3月—2020年6月,其累计收益率的差值达到了38.2%. 同样对该差值进行

五因素模型回归,其得到 α 为0.004,对应的 p 值为0.000,说明在考虑了 α_M 的动态变化后,以 $\alpha = \alpha_M$ 为假设挑出的有能力基金经理管理的基金组合与晨星5星基金的收益率相比,仍存在超额收益. $\alpha = \alpha_M$ 为假设挑出的有能力基金经理管理的基金组合绩效表现更好.

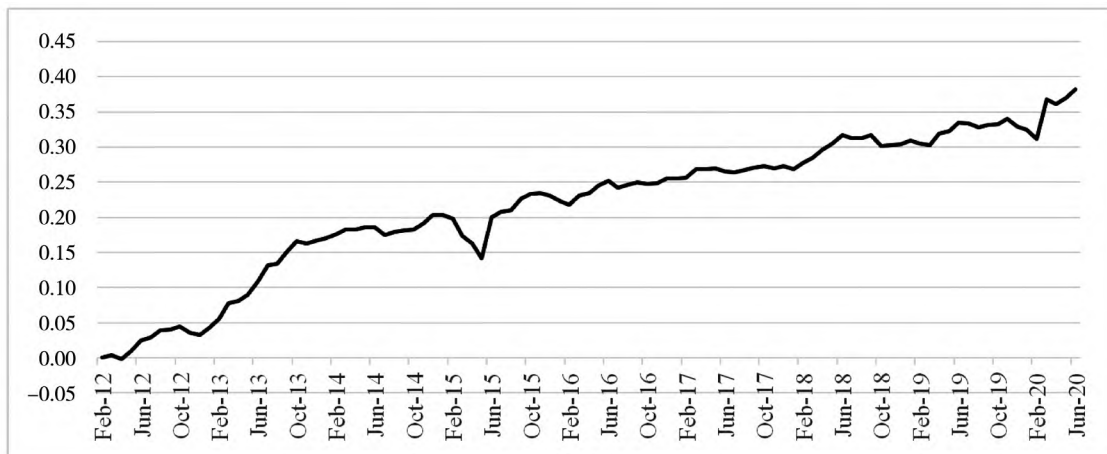


图6 滚动方法下 $\alpha = \alpha_M$ 假设下的有能力基金的组合与晨星5星基金累计收益差值

Fig. 6 Difference of accumulated return between skilled portfolio(rolling constructed) under $\alpha = \alpha_M$ assumption and morning star 5-star fund portfolio(rolling constructed)

图7汇报了以上滚动测试中用到的 α_M 时间序列,图8汇报了每月筛选出的有能力基金的数量. 其中 α_M 在绝大部分月份都小于0,与前文提出的基金市场总体上显示出负的超额收益一致. α_M 的均值为 -0.26% (年化为 -3.12%),

标准差为 0.32% , t 值为 -8.06 ,说明 α_M 的时间序列显著小于0. 滚动方法下筛选出的有能力基金经理管理的基金数量在2个到27个之间,波动较大,其均值为10.11,约占总基金数量的5%. 结合表6的结果,本文认为,对于个人投资

者来说,通过聚焦投资于普通回归方法得到 $t(\alpha)$ 挑选出排序前 15% 的基金可以增加其投资到有能力基金经理管理的基金的可能性. 加

入了动态 α_M 的考量之后, 本文建议个人投资者投资于普通回归 $t(\alpha)$ 排序前 5% 的基金更为妥当.

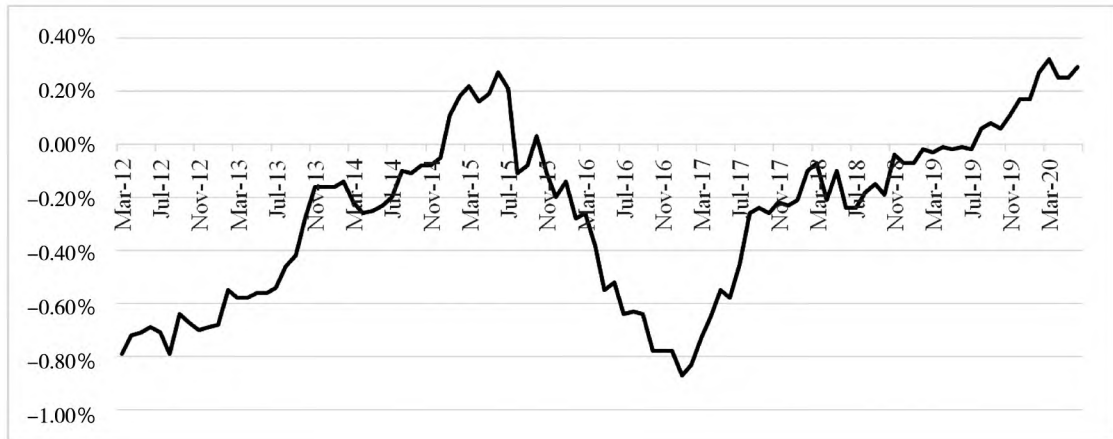


图 7 滚动方法的 α_M 时间序列
Fig. 7 Time-series of α_M with rolling method

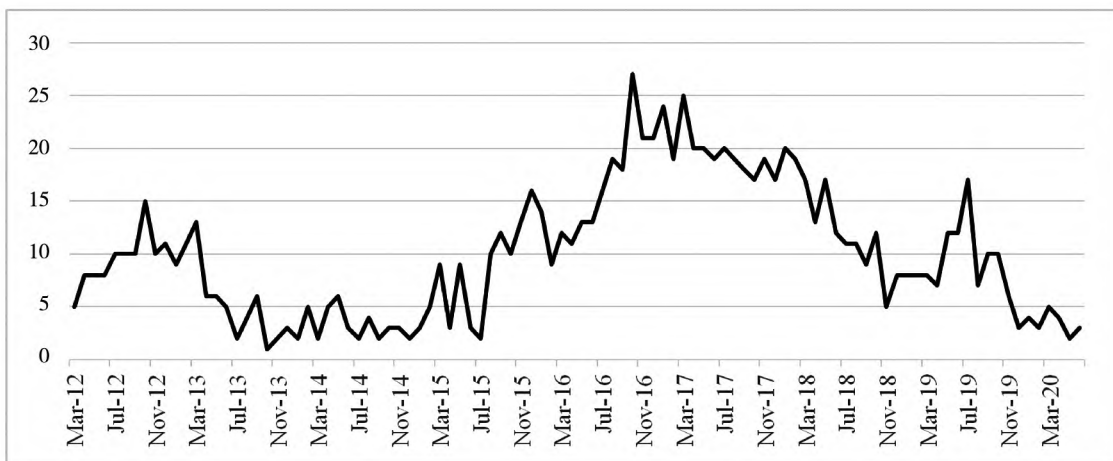


图 8 滚动方法的能力基金数量时间序列
Fig. 8 Time-series of number of skilled funds with rolling method

4 结束语

现有文献发现中国基金市场整体表现为 $\alpha < 0$ [6,7]. 本文采用 Fama 和 French [8] 提出的 Bootstrap 方法对此进行进一步验证. 结果表明, 中国偏股混合型基金样本在 2009 年 3 月 1 日—2018 年 2 月 28 日间表现出负的超额收益. 在此前提下, 改变了 Kosowski 等 [3] 检验单个基金业绩表现的前提假设, 将 $\alpha = 0$ 假设改为 $\alpha = \alpha_M$. 在 $\alpha = \alpha_M$ 前提下, 本文采用 Bootstrap 自助法更精确地挑出了有能力的基金组合. 为了进一步检验该方法的稳

健性, 以及挑选出的基金的表现, 在样本外区间、不同市场状态、与晨星基金评级比较以及考虑动态市场超额收益情况下继续考察了挑选出显著有能力基金经理管理的基金数量及其组成的基金组合的表现. 研究表明, 在非零假设前提下的确能够挑选出更多显著具有能力的基金经理管理的基金, 并且这些基金组合的表现更佳.

本文提出的基金优选策略有助于机构投资者和个人投资者提高基金的筛选能力. 对于能够掌握 Bootstrap 技术的机构投资者, 可通过本文的研究方法筛选出具备真实能力的基金经理管理的基金并以此构建 FOF 组合, 从而为普通投资者带来

更高的收益;对于缺乏 Bootstrap 分析能力的个人投资者,也可以对普通回归方法获得的 $t(\alpha)$ 排序来挑选出有能力的基金(排序前5%的基金)构建投资组合获取超额收益。

参考文献:

- [1] Xu X E. Performance of securities investment funds in China [J]. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2005, 41(5): 28–42.
- [2] Chang C H, Fung H G, Lai P. China-focused mutual funds: Analysis of selectivity and market-timing performance [J]. *Chinese Economy*, 2010, 43(5): 5–14.
- [3] Kosowski R, Timmermann A, Wermers R, et al. Can mutual fund “stars” really pick stocks?: New evidence from a bootstrap analysis [J]. *The Journal of Finance*, 2006, 61(6): 2551–2595.
- [4] Bessler W, Conlon T, Mingo-López D V, et al. Mutual fund performance and changes in factor exposure [J]. *Journal of Financial Research*, 2022, (45): 17–52.
- [5] Kao L, Chen A, Yu Y H, et al. Good luck or good strategy? Bootstrapped mutual funds performance [J]. *Journal of Management & Systems*, 2007, 14(3): 341–358.
- [6] Chen L H, Chen H H. Applying a bootstrap analysis to evaluate the performance of Chinese mutual funds [J]. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2017, 53(4): 865–876.
- [7] Yang L, Liu W. Luck versus skill: Can Chinese funds beat the market? [J]. *Emerging Markets Finance and Trade*, 2017, 53(3): 629–643.
- [8] Fama E F, French K R. Luck versus skill in the cross-section of mutual fund returns [J]. *The Journal of Finance*, 2010, 65(5): 1915–1947.
- [9] Andrikogiannopoulou A, Papakonstantinou F. Reassessing false discoveries in mutual fund performance: Skill, luck, or lack of power? [J]. *The Journal of Finance*, 2019, 74(5): 2667–2688.
- [10] 姜富伟, 马甜, 张宏伟. 高风险低收益? 基于机器学习的动态 CAPM 模型解释 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(1): 109–126.
Jiang Fuwei, Ma Tian, Zhang Hongwei. High risk low return? Explanation from machine learning based conditional CAPM model [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(1): 109–126. (in Chinese)
- [11] Sharpe W F. Mutual fund performance [J]. *The Journal of Business*, 1966, 39(1): 119–138.
- [12] Treynor J. How to rate management of investment funds [J]. *Harvard Business Review*, 1966, (43): 63–75.
- [13] Jensen M C. The performance of mutual funds in the period 1945–1964 [J]. *The Journal of Finance*, 1968, 23(2): 389–416.
- [14] Kim T. An assessment of the performance of mutual fund management: 1969–1975 [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1978, 13(3): 385–406.
- [15] Wermers R. Mutual fund performance: An empirical decomposition into stock-picking talent, style, transactions costs, and expenses [J]. *The Journal of Finance*, 2000, 55(4): 1655–1695.
- [16] Fama E F, French K R. Size and book-to-market factors in earnings and returns [J]. *The Journal of Finance*, 1995, 50(1): 131–155.
- [17] Carhart M M. On persistence in mutual fund performance [J]. *The Journal of Finance*, 1997, 52(1): 57–82.
- [18] Fama E F, French K R. A five-factor asset pricing model [J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 116(1): 1–22.
- [19] Liu J, Stambaugh R F, Yuan Y. Size and value in China [J]. *Journal of Financial Economics*, 2019, 134(1): 48–69.
- [20] Treynor J, Mazuy K. Can mutual funds outguess the market [J]. *Harvard Business Review*, 1966, 44(4): 131–136.
- [21] Henriksson R D, Merton R C. On market timing and investment performance, II. Statistical procedures for evaluating forecasting skills [J]. *Journal of Business*, 1981, 54(4): 513–533.
- [22] Grinblatt M, Titman S. Mutual fund performance: An analysis of quarterly portfolio holdings [J]. *Journal of Business*,

- 1989, 62(3): 393–416.
- [23] Bollen N P B, Busse J A. On the timing ability of mutual fund managers [J]. *The Journal of Finance*, 2001, 56(3): 1075–1094.
- [24] Bollen N P B, Busse J A. Short-term persistence in mutual fund performance [J]. *The Review of Financial Studies*, 2005, 18(2): 569–597.
- [25] Kacperczyk M, Sialm C, Zheng L. On the industry concentration of actively managed equity mutual funds [J]. *The Journal of Finance*, 2005, 60(4): 1983–2011.
- [26] Dyck A, Lins K V, Pomorski L. Does active management pay? New international evidence [J]. *The Review of Asset Pricing Studies*, 2013, 3(2): 200–228.
- [27] 张婷, 李凯. 证券投资基金投资绩效分析 [J]. *预测*, 2000, (1): 41–44.
Zhang Ting, Li Kai. Analysis of performance for investment fund [J]. *Forecasting*, 2000, (1): 41–44. (in Chinese)
- [28] 王守法. 我国证券投资基金绩效的研究与评价 [J]. *经济研究*, 2005, (3): 119–127.
Wang Shoufa. Research and evaluation on the performance of China's securities investment funds [J]. *Economic Research Journal*, 2005, (3): 119–127. (in Chinese)
- [29] 孔东民, 李捷瑜, 邢精平等. 投资组合的行业集中度与基金业绩研究 [J]. *管理评论*, 2010, 22(4): 17–25, 86.
Kong Dongmin, Li Jieyu, Xing Jingping, et al. Studies on the industry concentration and performance of mutual funds [J]. *Management Review*, 2010, 22(4): 17–25, 86. (in Chinese)
- [30] 陈浪南, 朱杰, 熊伟. 时变贝塔条件下的基金多市场择时能力研究 [J]. *管理科学学报*, 2014, 17(2): 58–68.
Chen Langnan, Zhu Jie, Xiong Wei. Mutual fund's multi-market timing ability with time-varying Betas [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(2): 58–68. (in Chinese)
- [31] 齐岳, 孙信明. 基于投资策略的基金绩效评价——以价值、成长和平衡型基金为例 [J]. *管理评论*, 2016, 28(4): 155–165.
Qi Yue, Sun Xinming. Funds performance evaluation based on the investment strategies [J]. *Management Review*, 2016, 28(4): 155–165. (in Chinese)
- [32] 凌爱凡, 杨炎君. 基金的投资技能提高了基金绩效吗? ——基于 q-因子模型的实证分析 [J]. *管理科学学报*, 2021, 24(5): 110–126.
Ling Aifan, Yang Yanjun. Does the skill of funds improve their performance? An empirical analysis from the q-factor model [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(5): 110–126. (in Chinese)
- [33] Cuthbertson K, Nitzsche D, O'Sullivan N. UK mutual fund performance: Skill or luck? [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2008, 15(4): 613–634.
- [34] 肖智泉, 梁建峰. 基于自助法的基金管理能力研究 [J]. *中国管理科学*, 2016, 24(S1): 383–388.
Xiao Zhiqian, Liang Jianfeng. Skills of fund managers: A bootstrapping perspective [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2016, 24(S1): 383–388. (in Chinese)
- [35] 王珏, 张新民. 基于 Bootstrap 分析方法的我国基金经理选股能力研究 [J]. *中国软科学*, 2013, (11): 139–150.
Wang Jue, Zhang Xinmin. Analysis on stockpicking skills of mutual fund managers based on Bootstrap approach [J]. *China Soft Science*, 2013, (11): 139–150. (in Chinese)
- [36] Chen R, Gao Z, Zhang X, et al. Mutual fund managers' prior work experience and their investment skill [J]. *Financial Management*, 2018, 47(1): 3–24.
- [37] Crane A D, Crotty K. Passive versus active fund performance: Do index funds have killed? [J]. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2018, 53(1): 33–64.
- [38] Fama E F, French K R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds [J]. *Journal of Financial Economics*, 1993, 33(1): 3–56.
- [39] Kao G W, Cheng L T W, Chan K C. International mutual fund selectivity and market timing during up and down market conditions [J]. *Financial Review*, 1998, 33(2): 127–144.

[40]肖 峻. 股市周期与基金投资者的选择[J]. 经济学(季刊), 2013, 12(4): 1299–1320.

Xiao Jun. Stock market cycle and fund investors' choices[J]. China Economic Quarterly, 2013, 12(4): 1299–1320. (in Chinese)

Selecting mutual funds using the Bootstrap method based on non-zero abnormal return assumption

*CHEN Yu-gang*¹, *ZHONG Zi-hua*¹, *XU Hong-mei*^{2*}, *CHEN Jun-jie*^{1,3}

1. School of Business, SunYat-sen University, Guangzhou 510275, China;

2. School of Accounting, Guangdong University of Foreign Studies, Guangzhou 510006, China;

3. Business School, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong SAR 999077, China

Abstract: This paper proposes a Bootstrap method to select mutual funds by extending the zero alpha assumption of Kosowski et al. (2006). Using a sample of hybrid equity funds from 2009 to 2020, this paper finds that the overall Chinese fund market shows negative abnormal returns. Thus, the traditional zero alpha assumption is not suitable for evaluating fund performance on the Chinese market. Further, this paper uses a non-zero alpha assumption and conducts the Bootstrap method to re-evaluate fund performance. The empirical results show that compared with the traditional Bootstrap method, under the non-zero alpha assumption, Bootstrap method picks out mutual funds that perform better. The above results are still robust in the out of sample test, after considering different market conditions, comparing with the Morning Star top rating funds and taking time-varying alpha into consideration. The results suggest that for institutional investors who can master the Bootstrap technique, the method proposed in this paper is helpful to construct Fund of Fund (FOF) portfolios that perform better. For retail investors who cannot conduct Bootstrap analysis, focusing on the top 5% t-statistic ranking funds from the normal regression analysis can also achieve higher abnormal returns.

Key words: Bootstrap method; non-zero abnormal returns; mutual fund selection