

研究报告

(2020 年 第 14 期 总第 95 期)

2020 年 10 月 16 日

改进公募基金历史表现度量——基于相关性的调整

资产管理研究中心

余剑峰 林焯 何为

【摘要】 由于投资者通常使用基金的收益排名评价管理能力，致使基金资金流具有历史表现追逐的特征，因此公募基金（家族）为了达到扩大管理规模的目的，存在使用价格操纵来提升历史表现的风险。本文提出使用日收益率的相关性以及基金同僚的表现来改善基金管理能力的度量，并检验调整后指标的预测能力。实证结果表明，在对六个不同的历史收益指标进行调整后，调整后指标均可在截面上显著预测基金的未来收益；其套利组合平均收益率在控制中国三个定价因子后达到每年 14.46%，显著高于指标调整前的表现；调整后指标与原指标相关性仅 38%左右，并被证实在控制了原指标的基础上依然可以提升对基金未来收益的预测精度。一系列实证结果表明，该调整方法在排除基金历史表现中的操纵表现部分之后，仍能有效分辨管理能力。该方法贡献于提高公募基金市场资金流配置有效性，进而避免信息技术带来的基金表现评价中的对历史表现的过度依赖。

Research Report

October 16th, 2020

An Improvement on The Measurement of Historical Performance of Mutual Funds —— A Correlation Adjustment

Center for Asset Management

Jianfeng Yu, Shen Lin and Wei He

Abstract: Because of the chasing of mutual fund flow on the historical performance, the mutual fund manager (family) may manipulate the prices of stocks they hold to whitewash the performance and then to increase the scale of fund. In this paper, we propose a fund performance measure based on correlation of daily excess returns among all mutual funds and investigate its contribution to the predictive abilities of funds' return. With six different performance measures, the empirical evidences show that the correlation-adjusted measures significantly predict funds' future return in cross-section. The annual return spread of portfolios based on correlation-adjusted measures is 14.46% on average after controlling for Chinese three-factor model, which is significantly higher than original measures. The correlation between original and correlation-adjusted measures is only about 38% and the predicting ability of correlation-adjusted measures cannot be eliminated by controlling the original ones. The implication of our findings is the correlation-adjustment approach erases the noises in the funds' return and refines the common management ability from original measures. This approach contributes to the improvement of allocation efficiency of fund flows in which the characteristic of performance chasing is seriously impacted by the advance of online information technology.

一、前言

伴随着我国资本市场的蓬勃发展以及倡导投资“机构化”的逐步进行，公募基金作为中小家庭资产管理的主要渠道之一，其管理规模在近几年持续处于高速发展的状态。截至 2020 年一季度末，公募基金的总管理规模达到 16.6 万亿人民币，并连续多个季度呈现持续上升趋势，其中股票型基金和混合型基金规模分别达到了 1.4 万亿和 2.1 万亿人民币。持续上升的市场份额使得公募基金投资行为在金融市场中的影响力也持续上升，而针对公募基金在市场作用的讨论也在逐渐升温。大量研究表明，公募基金持股可以预测股票的未来价值，增加了市场效率(姚颐, 刘志远, & 相二卫, 2011), 稳定了股票的市场表现(史永东 & 王谨乐, 2014), 并提高了上市公司盈余披露的质量(曾志远, 蔡东玲, & 武小凯, 2018; 李春涛, 薛原, & 惠丽丽, 2018)。这些研究结果表明, 我国股票二级市场的“机构化”之路, 可以有效提高资本市场效率, 保护投资者利益, 并更好地服务实体经济发展。

然而公募基金快速发展的背后也伴随着潜在的风险。虽然公募基金相对个体投资者更为理性, 平均而言持续为基金投资人创造高于股票市场风险收益比的超额收益率(Chi, 2013; 林旸, 余剑峰, & 何为, 2020), 但基金的部分行为依然存在危害个体投资者利益以及市场质量的可能。一方面, 公募基金的资金流量限制了其投资的主动性, 造成牛市助涨, 熊市助跌的情况, 加大了市场(张宗新 & 缪婧倩, 2012)以及个股(陈新春, 刘阳, & 罗荣华, 2017)的波动。而基金对资金流的追逐, 也往往使得他们使用拆分(俞红海, 陆蓉, & 徐龙炳, 2014)或者大比例分红(李科 & 陆蓉, 2011)等手段吸引投资者。另一方面, 中小投资

者简单依赖历史表现的评价体系，使得基金管理人普遍存在羊群行为和过度的风险承担(路磊, 黄京志, & 吴博, 2014)，不必要的管理风格切换(孟庆斌, 吴卫星, & 于上尧, 2015)，甚至股价操纵等行为(李祥文 & 吴文锋, 2018; 余音, 姚彤, 张峥, & 江嘉骏, 2018)。这些行为造成基金市场的资源错配，危害了中小投资者权益和资本市场质量，限制了机构化投资改善市场环境的程度。

而这些错误行为都有一个相同的内在驱动力：个体投资者往往利用简单基金的历史表现（排名）来评价基金产品的管理能力。虽然大量的研究表明基金存在动量现象(Grinblatt & Titman, 1992; Hendricks, Patel, & Zeckhauser, 1993)以及基金的历史表现可以揭示其管理能力(冯旭南 & 李心愉, 2013; 林煜恩, 陈秀玲, & 池祥萱, 2014)，但是一段时期内的绝对收益指标存在着过多噪音(Amihud & Goyenko, 2013)且相对较容易被基金家族所操纵。例如林树, 李翔, 杨雄胜, and Tam (2009)发现平均管理能力较弱的基金家族会通过牺牲其他产品以制造明星基金的方法来吸引资金，而余音 et al. (2018)则发现基金家族会在季度末期拉升重仓股票以达到粉饰基金产品表现的目的。这些行为无疑给基金产品历史表现穿上了“马甲”，使得投资人难以辨别出哪些产品具有真实有效的管理能力。更重要的是，随着信息技术的快速发展，互联网基金销售平台直接将基金历史收益排名数据提供给中小个体投资者，强化了投资者对这一信号的依赖程度，使得基金管理人错误行为的内在驱动力进一步加强(Hong, Lu, & Pan, 2019)。因此，研究如何有效利用历史收益率数据指引个体投资者优化基金选择，对于提高个体投资

者投资效率，避免基金管理人错误的行为导向，进而改善资本市场质量有着巨大的意义。

Cohen, Coval, and Pástor (2005)为解决这一问题提供了新的思路：优质的基金在配置资本和投资能力上存在共性，因此他们倾向于持有相同的股票。因此利用公募基金持有的股票和它们的历史表现可以回溯出股票的质量：一只股票如果被很多表现优异的基金持有，说明这个股票质量较高，反之亦然。随后，再根据这些股票的质量以及公募基金持仓数据度量基金选择股票质量的能力。这一方法可以筛除公募基金表现中较为随机、不为市场通识的部分，提高信号的预测能力。虽然这一方法在美国市场中有着较好的表现，但由于持仓数据披露的滞后性和频率低等因素，存在着评估周期较长、实效性较差的问题。同时中国公募基金股票换手率远高于美国市场，这也使得这个指标的有效性无法在中国市场中得到充分的发挥。

基于 Cohen et al. (2005)的逻辑，本研究认为尽管公募基金信息来源各有不同，但它们的获利渠道必然存在一定的共性，而这些共性将会体现在它们的日收益率的相关性中。若一个基金的日收益率序列与大部分表现优异的基金日收益率相关性高，说明它的持仓、交易模式和这些优秀的基金模式接近。这意味着这只基金有很高的可能也是支有管理能力的基金，即使它的表现暂时并不是特别突出。而这一方法天然解决了前文描述的收益操纵问题，因为即使基金家族也没办法长时间持续制造收益率的相关性。从这一思想出发，本研究基于公募基金两两之间的相关性，通过以下方法调整基于历史表现的基金能力指

标：将所有基金样本的原始能力指标，根据它们与目标基金的历史日超额收益率相关性加权，作为目标基金相关性调整后的能力指标。

实证结果表明，基于相关性调整后指标可以显著预测基金的未来表现，并在控制了原指标的基础上，贡献于基金未来表现的预测。通过调整六个不同估计周期、定价模型下的历史超额收益率，本研究发现这些调整后指标均可以显著预测基金未来的超额收益。根据该指标构建的套利组合平均可以获得年化 6.36% 的超额收益率，且该收益率在资本资产定价模型(Sharpe, 1964)和中国三因子模型(Liu, Stambaugh, & Yuan, 2019)调整后分别达到了每年 7.37% 和 14.46% 且均统计上显著大于 0。这一超额收益率在中国三因子模型后显著高于基于原指标构建的套利组合。更重要的是，经过调整后的指标与原指标的相关性并不高，平均仅在 0.38 左右；且这一相关性随着基金数量的增多持续减少，说明指标经过调整后测度的管理能力与原指标并不完全一致。正是由于挖掘出新的能力度量，在控制了原指标的基础之上，调整后指标仍可以显著区分基金的未来收益。双因素分组研究、信号组合研究以及截面的 Fama and MacBeth (1973) 回归都发现调整后指标可以为预测基金未来收益提供显著的增量贡献。

本文的主要学术贡献在：1) 在我国公募基金存在高换手率、持仓数据严重滞后的大环境下，为公募基金获利来源存在同质性的论断(Cohen et al., 2005)提供了经验证据，丰富和发展了公募基金能力度量相关的文献体系；2) 在公募基金以及其他管理类资产存在价格、获利操纵的内生动机前提下，本文开创式提出的基于日度收益率相关性

的调整方法可以在各类度量指标中被广泛运用，提出的思路 and 模式可以为后续研究提供一定的借鉴意义；3) 文章提出的指标显著区分了公募基金管理能力，为验证公募基金是否具有管理能力、是否具有投资价值以及是否改善资本市场质量等问题提供了论证思路 and 实证经验，丰富了中国公募基金相关系列研究。实践方面，本文提出的调整方法规避了现有基金评价体系中过度依赖历史收益表现的问题，且方法并不依赖披露频率较低的持仓数据。这些特性使得这一方法可以有效应用于改进各类平台、评奖、基金中的基金（Fund of Fund）以及监管部门的基金评价体系，可以显著减少简单依赖收益造成的市场价格操纵。这将进一步规范基金管理人内在动机，使得他们专注于挖掘资产的有效信息，进而改进资本市场定价效率。

二、文献综述

如果公募基金的管理能力存在差别，那么将会存在一部分基金的表现持续优于另一部分基金，因此截面上基金应该存在动量现象。利用 1974 年至 1984 年美国公募基金市场的数据，Grinblatt and Titman (1992) 肯定了基金动量的存在，发现在样本前 5 年中表现较好的公募基金在后五年中同样表现显著优于表现前 5 年表现较差的基金。Hendricks et al. (1993) 也发现了类似的结论，并称这种现象为公募基金“热手(hot hands)”现象。庄云志 and 唐旭 (2004)、冯旭南 and 李心愉 (2013) 以及林煜恩 et al. (2014) 也在中国市场中发现了这一现象。这些实证结果表明，公募基金管理水平的确存在差异，那么如何更好的捕捉不同类型的管理能力就成为了一个长久以来经久不衰的研究话题。

在这一方面，Kacperczyk, Sialm, and Zheng (2005)认为公募基金投资于行业的集中程度越高，则管理人对行业了解的程度越高，因此行业集中度更高的基金产品其未来表现更好。其他类似的指标还有：未被观测到基金操作收益(Kacperczyk, Sialm, & Zheng, 2008)；投资组合偏离指数的程度(Cremers & Petajisto, 2009)；投资收益不可被定价模型解释部分收益(Amihud & Goyenko, 2013)；持仓中不被媒体报道的股票比例(Fang, Peress, & Zheng, 2014)；突然上升的换手率(Pástor, Stambaugh, & Taylor, 2017)；基金持仓的股票未来财务报表中的信息成分(Jiang & Zheng, 2018)；以及税费管理有效性(Sialm & Zhang, 2020)等。这些指标在美国市场中均能显著预测基金的未来表现。

而在中国资本市场中，一系列的指标也被发现可以预测基金的未来表现。例如韩燕, 李平, and 崔鑫 (2011)发现基金持仓中预测未来并购事件发生的概率，可以持续性的影响基金的未来表现。路磊 and 吴博 (2012)则发现具有管理能力的基金敢于买入对投资者保护较差的股票，因为他们具有辨别公司基本面信息的能力。同样类似的研究还有针对：基金的隐形交易(申宇, 赵静梅, & 何欣, 2013)；基金持有现金量对未来整体市场走势的预测(韩燕, 崔鑫, & 姚雪, 2015)；以及基金公司对上市公司的访问(孔东民, 刘莎莎, 陈小林, & 邢精平, 2015)等。本文在以下方面贡献于这类文献。首先，本文提出了一个新的基金管理能力度量方法，并提供了实证证据证明了这一度量的有效性，拓宽了挖掘基金管理能力相关研究的边界。其次，与大部分研究中只使用基金自身的数据来构建预测指标不同，本文提出的利用所有同类型产品数

据来度量管理能力的方法，为同类型文献拓宽了研究思路并提供了一些基本的方法。

与本文最为相关的文献来自 Cohen et al. (2005)的研究。Cohen et al. (2005)认为公募基金持有资产的质量体现了它们的管理能力，而利用市场上所有基金的持仓数据以及它们的历史表现，可以度量出资产的质量。这一方法首先将公募基金的管理能力赋值于他们投资的资产之上，进而再使用这种加权后的资产质量度量所有基金的管理能力。该方法主要排除了基金历史收益中幸运的部分：当基金的收益来源于少数几个特定资产，且这些资产并未被其他优质基金持有。利用美国1982至2002年的数据，Cohen et al. (2005)发现这一持仓调整后度量构建的投资组合可以创造3.7%到5.2%的年化超额收益率，且不能被各类市场定价因子所解释。但这一方法应用于我国市场可能存在着以下缺陷。首先，这一方法所捕捉的能力仅限于长期持有优质资产获取的超额收益率。而基金管理人的管理能力除了选择优质资产之外，还可能来源于市场择时、短期流动性提供或者纠正定价错误等。而这些能力在这种度量方法之下都难以显现。其次，如果基金的换手率较高，则此度量的噪声可能使得它的提纯属性无法占据主要地位，而中国公募基金的换手率显著高于美国市场。

基于这一思想，本研究认为利用历史日超额收益率的相关性来捕捉两个基金之间的管理能力近似程度，可以克服Cohen et al. (2005)方法的缺点。日收益率序列捕捉到了基金的短时间操作，体现了它们择时能力和短时流动性相关操作之间的关联程度，可以更好的捕捉各类

型的基金管理能力。而基金的长期持有股票质量，同样会在相关性中得到体现。本研究贡献于 Cohen et al. (2005)的方法，为使用跨基金数据度量基金能力的文献提供了新的方法，并为其有效性提供了经验证据。

最后，本文还为解决基金资金流的不理性流动以及由此造成的基金管理人非理性行为提供了一个可能的方法。无论在美国(Ben-David, Li, Rossi, & Song, 2020; Brown & Wu, 2016; Hartzmark & Sussman, 2018; Song, 2020)还是中国市场(冯旭南 & 李心愉, 2013; 肖峻 & 石劲, 2011)上，有关都发现基金投资者有着显著的历史表现追逐，即倾向买入历史表现好的基金。由于基金表现存在一定的持续性，业绩追逐还可以被认为是相对理性的行为。但其他一系列的行为，例如分红追求(Harris, Hartzmark, & Solomon, 2015; 李科 & 陆蓉, 2011)、名义价格幻觉(俞红海 et al., 2014)、处置效应(陆蓉, 陈百助, 徐龙炳, & 谢新厚, 2007)及基金家族溢出(郭春松, 蔡庆丰, & 汤旻场, 2015; 林树 et al., 2009)等，均是明显的非理性现象，并损害了投资者的财富。不仅如此，这些行为所造成的内在驱动力使得公募基金管理人尝试通过一些与信息挖掘无关的手段(路磊 et al., 2014; 孟庆斌 et al., 2015; 周率, 程勇, & 周孝华, 2018)，吸引更多的投资者。更有甚者，有些基金（家族）为了获取额外的资金流，不惜使用股价操纵(李祥文 & 吴文锋, 2018; 余音 et al., 2018)的方式来塑造基金表现，严重影响了基金市场的资源配置质量和股票市场定价效率。本研究提出的新指标可以解决其中一部分问题，特别是由纯粹历史收益评价造成的资金流非理性流动，进而改善基金市场资源配置有效性。

三、数据来源及描述性统计

本研究数据来源于 CSMAR 公募基金研究数据库和股票交易数据库，数据样本覆盖了 2006 年至 2019 年 6 月市场中所有股票型基金和重点投资于股票市场的混合型基金。由于相关性调整方法在截面上需要一定数量的基金，因此本研究排除 2006 年之前的数据。除此之外，本研究还排除了 ETF 类基金、QDII 基金、被动管理基金、上市时间短于 12 个月以及上次披露的股票持仓少于净值 30% 的基金。样本内共涵盖基金 2100 支。

本研究提出的相关性调整后指标的构建方法是：根据基金池中所有基金与目标基金两两之间的相关性，将所有基金的收益指标度量（减去市场均值后）加权求和，作为目标基金的相关性调整后的管理能力度量。具体公式如下：

$$\varphi_{i,s}^{adj} = \sum_{j=1}^N \rho_{i,j} (\varphi_{j,s} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varphi_{k,s})$$

其中， $\varphi_{i,s}^{adj}$ 是基金 i 基于 s 类指标的相关性调整后度量； $\varphi_{j,s}$ 是基金 j 的 s 类指标原始方法度量；包括 CA^{12} 、 CVA^{12} 、 CA^{36} 、 CVA^{36} 、 SA^{36} 和 SVA^{36} （这些原始指标的定义在下文给出）；而 N 代表此刻进入基金池内基金的数量。而 $\rho_{i,j}$ 则是基金 i 与基金 j 在过去 60 个交易日内超额收益率的相关系数。基金的超额收益率定义为基金日收益率与基金市场管理市值加权日收益率的差。在选择输入指标 $\varphi_{j,s}$ 时，本文主要考察了以下六个历史表现指标：1) 过去一年的资本资产定价模型超额收益率（12-month CAPM Alpha, CA^{12} ）；2) 过去一年的波动率调整后资本资产定价模型超额收益率（12-month CAPM Volatility-adjusted

Alpha, CVA^{12}) ; 3) 过去三年的资本资产定价模型超额收益率 (36-month CAPM Alpha, CA^{36}) ; 4) 过去三年的波动率调整后资本资产定价模型超额收益率 (36-month CAPM Volatility-adjusted Alpha, CVA^{36}) ; 5) 过去三年的中国三因子模型超额收益率 (36-month SVC Alpha, SA^{36}) ; 6) 过去三年的中国三因子波动率调整后资本资产定价模型超额收益率 (36-month SVC Volatility-adjusted Alpha, SVA^{36}) 。其中, CA^{12} 、 CA^{36} 和 SA^{12} 为对应定价模型及样本期内回归的截距项, 而 CVA^{12} 、 CVA^{36} 和 SA^{36} 则为截距项除以残差的标准差。本研究使用的中国三因子模型是 Liu et al. (2019)的 Size and Value in China (下文简称 SVC) 中的市场超额收益、市值和价值因子。

使用此类构建方法出于以下观点: 基金超额收益率来源于 (或者是其管理能力体现在) 数个内在原因相同的获利来源。基于相关性调整的 ϕ_s^{adj} 可以捕捉基金在平日中的表现与其他表现优异的基金是否存在共性。如果一个基金的超额收益获取于固定且较短的时间段内, 那么它与其他表现优秀基金的相关性将不会太高, 即使他们的原始度量数值接近。而此类基金的收益来源可能来自短时的幸运甚至股价操纵。相反, 如果某个基金的累计收益来源于日积月累的超额收益中, 且这一收益的波动与其他表现优秀的基金类似, 则这个基金的超额收益很可能来源于与其他基金类似的管理能力。值得注意的是, 这种调整方法无疑会忽略管理能力中与其他基金有差异的部分。但在市场非理性程度有限, 市场中的获利机会也比较有限时, 大部分基金的获利渠道或者模式将会是较为接近的。而本调整方法尝试捕捉的管理能力则主要来源于这一部分。

表 1 给出了 φ_s^{adj} 和 φ_s 的描述性统计，主要包括基于 φ_s 分组构建的“高减低”组合超额收益率，各类 φ_s 之间的相关系数以及 φ_s^{adj} 和 φ_s 截面上的相关系数。每个月末，本研究根据 φ_s 将样本内所有基金从高到低分为五组，并计算下个月 φ_s 最高组和最低组之间等额加权的超额收益率的差（Excess return, ER），以及他们的资本资产定价模型（CAMP）和中国三因子模型（SVC）调整后超额收益率，并将这些结果和它们的 T 检验数（括号中）报告在面板 A 中。面板 B 则计算了每个月末截面上基金各个 φ_s 之间的相关系数，并将它们的平均报告在表中。面板 C 则计算了每个月末每类 φ_s 指标和 φ_s^{adj} 之间的相关系数（值）以及它们排序之间的相关系数（排序），并将它们时间序列的平均值报告在表中。除了每个指标的描述性统计之外，表 1 还将六类指标各类描述性统计的均值报告在每个面板的最右侧。

表 1 核心指标描述性统计

面板 A. φ_s 高减低超额收益率							
	CA^{12}	CVA^{12}	CA^{36}	CVA^{36}	SA^{36}	SVA^{36}	平均
ER	6.64 (3.23)	6.70 (4.31)	3.57 (2.41)	3.30 (2.72)	3.11 (1.87)	2.35 (1.52)	4.28 (3.30)
CAPM	6.79 (3.37)	7.14 (4.78)	3.66 (2.55)	3.62 (3.20)	3.18 (1.99)	2.62 (1.78)	4.50 (3.58)
SVC	9.06 (4.28)	8.31 (4.96)	6.17 (4.70)	5.45 (4.63)	7.12 (4.90)	6.17 (4.39)	7.05 (5.76)
面板 B. φ_s 指标间相关系数							
CA^{12}	1.000						0.626
CVA^{12}	0.892	1.000					0.613
CA^{36}	0.555	0.492	1.000				0.751
CVA^{36}	0.517	0.556	0.900	1.000			0.746
SA^{36}	0.406	0.348	0.812	0.714	1.000		0.700
SVA^{36}	0.384	0.393	0.744	0.785	0.920	1.000	0.704
面板 C. φ_s^{adj} 与 φ_s 指标相关系数							
值	0.448	0.408	0.342	0.312	0.390	0.360	0.377
排序	0.450	0.407	0.333	0.306	0.389	0.359	0.374

表 1 肯定并重现了庄云志 and 唐旭 (2004) 的结果：中国存在显著的基金动量效应。所选用的六个原始历史表现指标均能较好地分辨基金未来期望收益，且它们的平均高减低套利组合超额收益率达到每年 4.28% 且统计上显著大于 0。在 CAPM 和 SVC 调整之后，这一超额收益依然统计上显著。六个原始指标之间也存在较高的相关性，平均约在 0.7 左右。但不同的样本期和不同的定价模型下，指标间的相关性也有较大的不同。例如 CA^{12} 和 SA^{36} 的相关性仅在 0.4 左右，说明两者捕捉到的历史收益部分并不尽然相同。因此使用多类别的原始指标来构建 φ_s^{adj} 并检验使用相关性调整这一方法的有效性具有较大的意义。此外，面板 C 表明在全样本期内， φ_s 和 φ_s^{adj} 指标的相关性并不高，仅在 0.377 左右。而依据两者排序的相关性也仅在 0.374，说明经过历史相关性调整后的度量，所捕捉的能力也与原度量不尽相同。

图 1 原始指标和调整后指标之间相关性的时间序列



φ_s 和 φ_s^{adj} 在多大程度上相关也应与基金的数量存在较大的关系。当基金数量较少时， φ_s^{adj} 有较大的可能性与 φ_s 高度相关（因为 $\rho_{i,i} =$

1)。但当基金数量较多时， φ_s^{adj} 则主要取决于目标基金与其他基金的相关性以及这些基金 φ_s 的大小。图 1 展示了随着时间推移，截面上两者之间相关性的变化情况。在每个月末，本文计算了当月基金池中有效基金的数量以及六类 φ_s 和 φ_s^{adj} 的相关性并将它们的平均值展示在图 1 中。整体而言，两者的相关性随着时间的推移以及基金数量的上升而下降。但当基金数量达到一定数值之后，两者相关性并不会持续性的下降，并保持在 0.3-0.4 之间。这说明 φ_s 和 φ_s^{adj} 所度量的历史表现在一定程度上存在重合（30%左右），但依旧有很大程度上的区别。

四、相关性调整后指标表现

本节研究了利用基金相关性对历史表现指标进行调整后，指标的表现情况。上文中的描述性统计显示，调整后的指标已经和原指标有一定的区别，那么这一指标对未来收益的预测能力则有待检验。表 2 中的面板 A 报告了利用调整后指标构建套利投资组合的超额收益率，资本资产定价模型超额收益率以及中国三因子模型超额收益率。从面板 A 的结果可以看到，经过调整后的指标同样可以在截面上预测未来基金的超额收益率。利用这些调整后指标构建的套利组合平均上可以获得年化 6.36% 的超额收益率，并在 10% 的显著性水平下显著。这一超额收益不能被传统的定价模型所解释。在分别经过 CAPM 和 SVC 三因子调整后，这一收益率进一步扩大，分别达到每年 7.38% 和 14.46%。

从面板 A 和表 1 的结果能看出，调整后指标的套利组合收益较高，但显著性并未整体上高于原始指标。这可能来源于我们的基本假设，

也就是这样的调整方法捕捉到的是公募基金之间具有共性的管理能力。因此这一指标选择出的基金未来表现的相关性会较高，造成组合的波动性较大。那么两者之间的绝对差异是否显著？面板 B 通过比较原始指标和调整后指标构建的套利组合收益差回答了这一问题。首先，相关性调整之后，各个指标套利组合的超额收益都得到了提升，约在每年 2% 左右。但这一差异并未在统计上显著。但经过 SVC 调整之后，这一差异平均扩大到 7.41% 每年，并且在 99% 水平下显著。

表 2 相关性调整后指标表现

面板 A: 调整后指标套利组合收益率							
	CA^{12}	CVA^{12}	CA^{36}	CVA^{36}	SA^{36}	SVA^{36}	平均
ER	9.44 (2.45)	9.79 (2.60)	4.42 (1.21)	4.35 (1.14)	5.50 (1.51)	4.65 (1.23)	6.36 (1.92)
CAPM	9.68 (2.44)	11.15 (3.04)	5.31 (1.45)	6.57 (1.85)	5.76 (1.58)	5.80 (1.56)	7.38 (2.27)
SVC	15.25 (3.95)	16.35 (4.56)	12.88 (3.63)	13.67 (3.99)	14.49 (4.39)	14.14 (4.08)	14.46 (4.74)
面板 B: 调整后指标与原指标套利组合收益率的差							
ER	2.81 (1.14)	3.09 (1.17)	0.84 (0.31)	1.04 (0.34)	2.39 (0.97)	2.30 (0.83)	2.08 (0.93)
CAPM	2.89 (1.12)	4.01 (1.53)	1.65 (0.59)	2.95 (1.04)	2.58 (1.03)	3.18 (1.16)	2.88 (1.30)
SVC	6.19 (2.43)	8.04 (3.35)	6.70 (2.43)	8.22 (2.94)	7.37 (2.88)	7.97 (2.84)	7.41 (3.52)

值得注意的是，这一调整方法对评价周期较短的原始能力度量指标（ CA^{12} 和 CVA^{12} ）效果较好，而这也是现有互联网基金平台所展示的历史收益数据的一大特点。大部分的基金平台倾向于展示基金过去一个月、三个月、半年、一年的基金表现以及这些表现的在同类基金产品中的横向排名。这种数据呈现方法使得个体投资者对于这些时间段内的表现过于关注，进而影响他们对基金能力的评估。然而，较短评估周期可能使得评估误差较大，且要在短时间内取得较好的排名，

意味着基金需要使用较为激进的策略（承担较高的风险）或者运气较好。而这两者都与管理能力相左，意味着基于短期度量进行基金能力评估会造成较为严重的资源配置失效。而相关性调整的方法能有效的改善短期度量的有效性，说明该方法的对于基金平台改进评估方法以及对用户引导的意义更为重大。

图 2 套利组合累计收益率——相关性调整后指标和原始指标比较

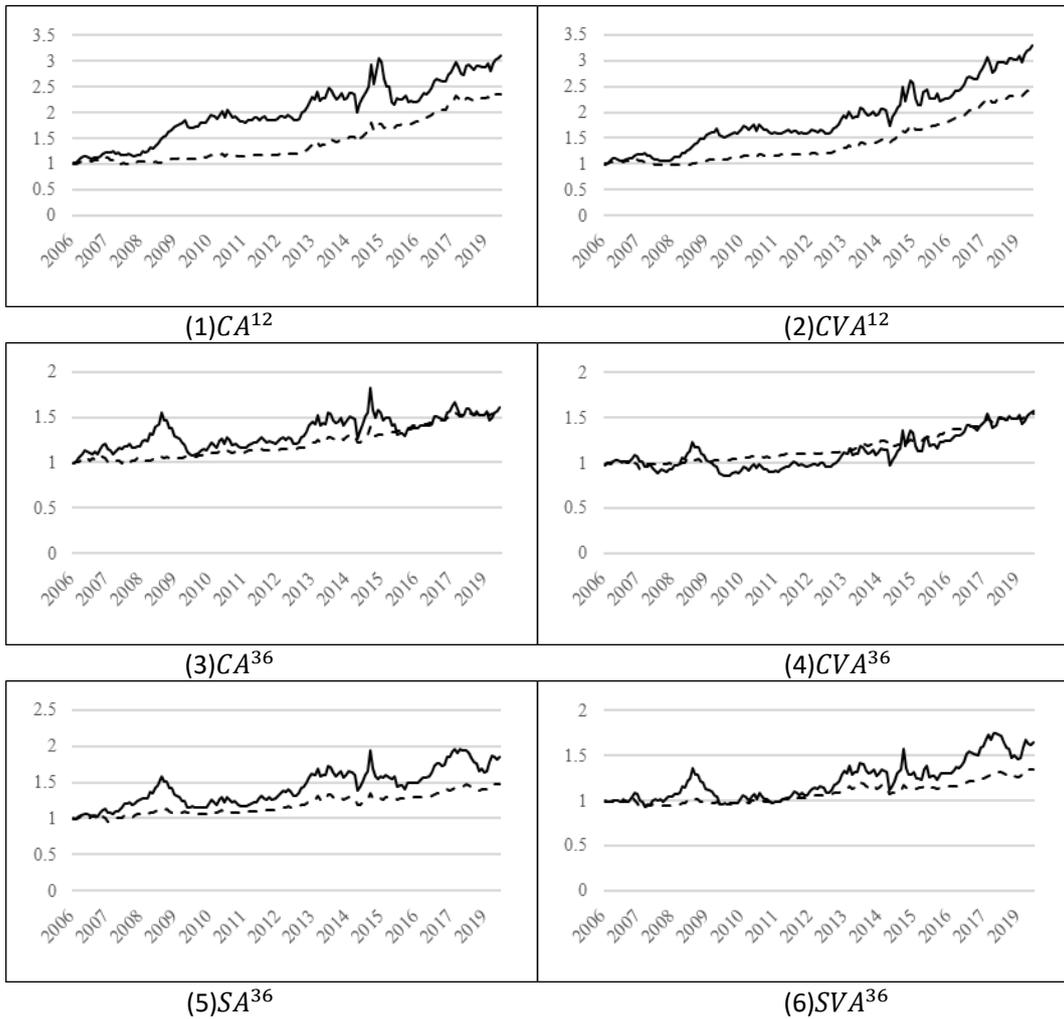


图 2 展示了持续投资于两类指标的套利组合累计财富，实线和虚线分别标注了 φ_s 组合和 φ_s^{adj} 组合的结果。可以看出， φ_s^{adj} 组合财富在大部分时刻高于 φ_s 组合，当然其波动性也明显较高。说明经过相关性

调整后，信号组合内基金未来表现的相关性明显提升，但预测能力同样增强。另一点，也是更重要的一点是， φ_s^{adj} 组合展示出的财富走势与 φ_s 组合大不相同，说明两者捕捉到的能力指标并不完全一致。这个结果表明，通过相关性调整后，指标的不仅仅自身可以揭示基金的管理能力，还能与现有的传统指标互补，进一步提升基金管理能力度量的精准性。

表 3 相关性调整后指标投资组合

	L	3	H	H-L	L	3	H	H-L
	CA^{12}				CVA^{12}			
ER	9.76 (1.44)	14.46 (2.12)	19.21 (2.63)	9.44 (2.45)	9.73 (1.36)	14.24 (2.11)	19.52 (2.83)	9.79 (2.60)
CAPM	-0.19 (-0.10)	4.68 (2.02)	9.48 (2.60)	9.68 (2.44)	-0.77 (-0.37)	4.55 (2.01)	10.39 (3.05)	11.15 (3.04)
SVC	0.28 (0.16)	8.23 (4.28)	15.53 (4.80)	15.25 (3.95)	-0.11 (-0.06)	7.94 (4.22)	16.24 (5.42)	16.35 (4.56)
	CA^{36}				CVA^{36}			
ER	11.84 (1.73)	13.76 (2.06)	16.26 (2.30)	4.42 (1.21)	11.67 (1.59)	13.41 (2.03)	16.01 (2.44)	4.35 (1.14)
CAPM	1.68 (1.01)	4.17 (1.84)	6.98 (1.90)	5.31 (1.45)	0.84 (0.41)	3.88 (1.73)	7.41 (2.20)	6.57 (1.85)
SVC	1.28 (0.90)	7.85 (4.17)	14.16 (4.34)	12.88 (3.63)	0.82 (0.47)	7.30 (3.96)	14.49 (4.87)	13.67 (3.99)
	SA^{36}				SVA^{36}			
ER	11.14 (1.68)	13.89 (2.07)	16.64 (2.30)	5.50 (1.51)	11.74 (1.69)	13.48 (1.99)	16.39 (2.36)	4.65 (1.23)
CAPM	1.32 (0.80)	4.26 (1.81)	7.08 (1.95)	5.76 (1.58)	1.47 (0.81)	3.80 (1.60)	7.26 (2.07)	5.80 (1.56)
SVC	0.20 (0.14)	7.95 (4.17)	14.69 (4.74)	14.49 (4.39)	0.64 (0.39)	7.47 (3.75)	14.78 (4.95)	14.14 (4.08)

由于基金不存在卖空的可能，如果调整后指标构建的套利组合收益主要来源于空头方向，则该策略存在明显的不可操作性。而这也是美国市场中基于原始指标的套利组合一大特点(Carhart, 1997)。为了检验基金套利组合是否具有这一特征，表 3 报告了调整后指标套利组合的多头 (H)、空头 (L) 以及中间组 (第 3 组) 的收益情况。由于基金平均而言在过去一段时间中战胜市场，因此各个组合的 CAPM 组合

存在显著的正偏，且其中间组合（3）的收益恰好和基金平均处在一个水平之上（4%左右）。表3的结果也表明，套利组合收益来源基本是对称的。指标为高（H）的组合收益与中间组（3）的差距与指标为低（L）与中间组（3）的差距接近，说明该指标即分辨出了管理能力的组合，同时也分辨出了管理能力较差的组合。说明该指标不具有单边获利来源的特征。

五、相关性调整后指标在基金评价中的贡献

上一章节展示了相关性调整后指标自身具有反应基金管理才能并甄别未来表现的能力。但其是否额外贡献于用于构建它的原始指标，则仍然存在疑问。本章节通过以下三个方法研究了相关性调整对于现有指标的贡献：1）基于双信号的基金分组；2）信号组合下的基金选择表现；和3）Fama-Macbeth 截面回归分析。

（一）基于双信号的基金分组

要检验相关性调整后指标是否贡献于其原指标，最直接的方法是检验原指标接近的基金中，是否可以利用相关性调整后指标进一步预测未来基金收益率。为了实现这一检验，本研究将所有基金首先根据原始指标分为三组（第一分组）。随后，在每一组内进一步将基金依据相关性调整后指标再分为三组（第二分组），并检验此分组中高和低的组合是否存在差异。这样，在各个第一分组中，其原始指标的值将较为接近，但却具有不同的相关性调整后指标。表3报告了基于双信号分组的结果。每个子面板中，从左到右分别是原始指标（第一分组）从低到高的三个组合（ φ_L 、 φ_M 和 φ_H ），以及三个组合的平均

收益率 (Avg.)。从上到下分别是相关性调整后指标从低到高的三个组合 ($\varphi^{adj} L$ 、 $\varphi^{adj} M$ 和 $\varphi^{adj} H$)，以及最高组收益率与最低组收益率的差 (H-L)。主表中报告了这些组合的 CAPM 超额收益率，并在下方展示 H-L 组合的 SVC 三因子超额收益率及它们的 T 检验数。

表 4 调整后指标在控制原始指标后的表现

	φL	φM	φH	Avg.	φL	φM	φH	Avg.
	CA^{12}				CVA^{12}			
$\varphi^{adj} L$	-0.83	1.23	4.50	1.63	-1.49	0.95	3.36	0.94
$\varphi^{adj} M$	2.37	3.83	7.63	4.61	1.92	4.46	7.24	4.54
$\varphi^{adj} H$	4.15	7.14	11.04	7.44	4.46	7.79	12.32	8.19
H - L	4.98 (1.65)	5.91 (2.11)	6.54 (2.12)	5.81 (2.01)	5.95 (2.09)	6.84 (2.44)	8.96 (3.02)	7.25 (2.59)
SVC	9.56 (3.26)	9.36 (3.54)	10.00 (3.36)	9.64 (3.48)	10.13 (3.64)	10.34 (3.94)	12.74 (4.62)	11.07 (4.20)
	CA^{36}				CVA^{36}			
$\varphi^{adj} L$	1.00	2.95	4.16	2.70	0.85	1.90	2.98	1.91
$\varphi^{adj} M$	2.57	3.91	5.66	4.05	2.00	4.38	6.51	4.30
$\varphi^{adj} H$	4.12	5.46	8.16	5.91	4.58	6.92	7.87	6.46
H - L	3.12 (1.04)	2.51 (0.89)	3.99 (1.35)	3.21 (1.12)	3.73 (1.30)	5.02 (1.76)	4.90 (1.72)	4.55 (1.64)
SVC	8.76 (2.96)	8.38 (3.14)	9.63 (3.36)	8.92 (3.23)	8.26 (2.97)	10.95 (3.97)	10.18 (3.74)	9.80 (3.69)
	SA^{36}				SVA^{36}			
$\varphi^{adj} L$	0.69	2.70	4.13	2.50	1.14	2.81	3.76	2.57
$\varphi^{adj} M$	3.19	3.68	6.04	4.30	2.91	3.54	5.81	4.09
$\varphi^{adj} H$	4.73	5.22	7.70	5.88	4.53	5.53	7.93	6.00
H - L	4.04 (1.33)	2.52 (0.95)	3.57 (1.25)	3.38 (1.22)	3.39 (1.07)	2.72 (0.98)	4.17 (1.44)	3.43 (1.19)
SVC	11.11 (4.03)	8.56 (3.61)	9.20 (3.41)	9.63 (3.82)	10.31 (3.45)	8.54 (3.36)	9.25 (3.39)	9.37 (3.51)

可以从表 4 的结果中发现，在原始指标接近的情况下，相关性调整后指标依然可以在各个组内辨别基金的未来收益。原始指标评估周期为 12 个月时，相关性调整后的 CA^{12} 和 CVA^{12} 构建的套利组合平均可以获得 5.81% 和 7.52% 的超额收益。这一超额收益在 SVC 三因子调整之后反而上升至 9.64% 和 11.07% 并均在 1% 水平下显著。当原始指标的评估周期较长时，这一方法同样可以构建出 SVC 超额收益率显著为

正的套利组合。 CA^{36} 、 CVA^{36} 、 SA^{36} 和 SVA^{36} 经过调整后，其在控制了原始指标的情况下依然可以获得 9%左右的 SVC 三因子超额收益率。由此可见，经过相关性调整后的能力度量所区分出的基金与其原始度量并不完全相同。在控制了原始度量的基础上，调整后度量依旧能显著的区分基金的未来收益，特别是在控制了中国股票市场重要的系统性风险之后。结果说明，在双信号分组的方法下，相关性调整度量可以贡献于公募基金能力筛选。

与表 2 的结果类似，相关性调整方法的表现短期的评价指标中对预测能力的提升更为显著。 CA^{12} 和 CVA^{12} 的 φ^{adj} 套利组合超额收益率在三个 φ 组合中分别达到 5.81%和 7.25%。特别是在 φ^{adj} 和 φ 都低的组合中，它们的 CAPM 超额收益率已经为负了。反之，当基金的两个指标都处在同期基金池的较高分位时，基金的超额收益可以达到 11%和 12.3%每年。而中国的基金市场同期平均每年可以取得约 4%的超额收益(林斌 et al., 2020)。这一结果表明，当基金过去一年的 φ^{adj} 和 φ 指标都较低时，此基金挖掘信息的能力于最近显著低于基金市场平均水平，因此其表现与市场水平接近。两个信号基于三年期的原始指标也可以获得类似的结果，但其差别略小于一年期指标。

(二) 信号组合下的基金选择表现

另一个考察指标是否有额外贡献的方法，是将其与现有指标进行合并来执行投资组合选择，并研究这一合并是否改善了投资组合。在改善上存在两个方面：1) 提高了组合的超额收益或者夏普比率；和 2) 在保证组合收益不变的情况下扩充了基金池使得可管理资产规模上升。

这两个方面，前者相对直观，而后者则是大规模资产管理中经常面临的问题。针对以上两个方面，本文构建了以下四个投资组合：1) 每个月根据原始指标选出市场排名前 10% 的基金 (φ)；2) 每个月根据相关性调整后指标选出市场排名前 10% 的基金 (φ^{adj})；3) 每个月选择出两者均排名在市场前 10% 的基金 ($\varphi \& \varphi^{adj}$)；和 4) 每个月选择出两者至少其中之一排名在市场前 10% 的基金 ($\varphi | \varphi^{adj}$)。第三类组合是基于两者交集构建的投资组合，可以说是原始指标的一个精进的组合。本文期望在这个组合中获取明显较高的超额收益和夏普比率。而第四类组合则是两者的并集。这一组合将具有较大的基金池，若这一组合的收益未出现明显的下降，则有望用于扩充基金的管理规模。

表 5 报告了以上四个组合分别的表现，以及 $\varphi \& \varphi^{adj}$ 和 $\varphi | \varphi^{adj}$ 组合与原始指标组合之间的差。我们报告了每个组合的年化超额收益率 (ER)，年化夏普比率 (SR)，CAPM 超额收益率和 SVC 三因子超额收益率。结果表明，通过原始指标和相关性调整后指标同时作为组合筛选指标时 ($\varphi \& \varphi^{adj}$)，其表现均优于仅适用原始指标。 CA^{12} 和 CVA^{12} 的结果表明，双指标筛选可以额外获得 6.5% 以上的年化超额收益率，且经过 CAPM 和 SVC 调整后均 1% 水平下显著异于 0。使用评估周期为 36 个月的指标作为基准时，同时使用两个指标同样可以提高组合的超额收益和夏普比率。虽然绝对收益率的提高较为一般（年化 2% 左右），但收益率的差在经过 SVC 调整后也均在 1% 的水平上显著大于 0。

表 5 信号组合后投资组合表现

	(1) φ	(2) φ^{adj}	(3) $\varphi \& \varphi^{adj}$	(4) $\varphi \varphi^{adj}$	(3) - (1)	(4) - (1)
CA^{12}						
ER	18.84	21.50	25.46	19.26	6.62	0.42
SR	0.720	0.781	0.903	0.731	0.864	0.159
CAPM	9.37 (2.73)	11.87 (2.92)	15.79 (3.63)	9.76 (2.76)	6.42 (3.03)	0.39 (0.51)
SVC	14.41 (4.94)	18.49 (5.02)	23.00 (5.85)	15.34 (4.95)	8.59 (3.79)	0.92 (1.30)
CVA^{12}						
ER	18.39	21.26	25.27	18.89	6.88	0.50
SR	0.781	0.838	0.973	0.783	0.835	0.164
CAPM	9.38 (3.85)	12.42 (3.34)	16.39 (4.13)	9.93 (3.45)	7.01 (3.09)	0.55 (0.67)
SVC	12.47 (5.67)	18.74 (5.62)	22.99 (6.23)	14.48 (5.61)	10.51 (4.71)	2.01 (2.57)
CA^{36}						
ER	16.99	17.73	19.24	16.94	2.25	-0.06
SR	0.650	0.655	0.690	0.650	0.306	-0.021
CAPM	7.23 (2.37)	8.30 (2.05)	9.76 (2.25)	7.38 (2.23)	2.53 (1.25)	0.14 (0.20)
SVC	13.15 (5.22)	16.53 (4.54)	19.01 (4.69)	13.99 (4.98)	5.86 (2.94)	0.84 (1.23)
CVA^{36}						
ER	15.49	17.16	18.39	16.01	2.90	0.52
SR	0.657	0.712	0.736	0.681	0.326	0.162
CAPM	6.34 (2.84)	8.89 (2.41)	10.00 (2.54)	7.23 (2.62)	3.66 (1.54)	0.88 (1.02)
SVC	10.24 (5.37)	16.75 (5.11)	18.17 (5.12)	12.69 (5.27)	7.93 (3.50)	2.45 (3.12)
SA^{36}						
ER	16.28	16.73	17.99	16.12	1.71	-0.16
SR	0.621	0.605	0.632	0.611	0.260	-0.068
CAPM	6.43 (2.15)	6.99 (1.75)	8.15 (1.91)	6.38 (1.95)	1.72 (0.95)	-0.05 (-0.08)
SVC	12.98 (5.48)	15.68 (4.58)	17.96 (4.94)	13.54 (5.09)	4.98 (2.77)	0.57 (0.84)
SVA^{36}						
ER	15.93	17.11	19.56	16.11	3.62	0.17
SR	0.641	0.655	0.747	0.642	0.484	0.063
CAPM	6.52 (2.40)	8.06 (2.07)	10.67 (2.62)	6.86 (2.21)	4.16 (1.96)	0.34 (0.44)
SVC	11.91 (5.35)	16.63 (4.91)	19.77 (5.35)	13.39 (5.23)	7.87 (3.68)	1.49 (1.96)

表 5 的结果还表明，使用两者的并集作为筛选基准 ($\varphi | \varphi^{adj}$) 时，在扩充了基金池的情况下并不会显著降低组合的整体表现。这说明同时使用两个信号对投资组合有一定的分散作用。在所有六个指标中，

仅有以 SA^{36} 作为原始指标的 $\varphi|\varphi^{adj}$ 组合的夏普比率略小于 φ 组合。而在数据样本后期，原始指标和相关性调整后指标所选择出来的基金重合度仅在 20%左右。也就是说，这一方法在将基金池扩大了 80%的情况下，却基本未降低组合的风险收益比。甚至在部分原始指标中（ CVA^{12} 、 CVA^{36} 和 SVA^{36} ），其合并组合的 SVC 调整后超额收益显著高于仅使用原始信号组合。这个结果表明，得益于投资分散以及信号信息度的不同，同时使用两个信号扩大基金池并不会显著降低组合的表现。

（三）Fama-MacBeth 截面回归分析

最后，本研究利用截面回归方法检验经过相关性调整指标是否贡献于基金未来表现预测。在每个月末，本研究将下个月的基金收益率回归于当月末观测到的原始度量以及相关性调整后的度量，并将它们的时间序列平均值报告在表 5 中。对于每一个原始指标，我们分别报告了仅回归于原始指标，仅回归于相关性调整后指标以及同时回归于两个指标的结果。为了控制截面的系统风险承载，自变量中还包含了过去 36 个月 SVC 三因子的承载（ $Bmkt$ 、 $Bsmb$ 和 $Bvmg$ ）作为控制变量。表 5 报告了自变量回归系数的时间序列平均值，以及它们的 Newey and West (1987) T 检验数（lag 为 24）。

从表 6 的回归结果可以看出，不论是否加入相关性调整后度量，原始指标均可以显著的预测下个月的基金收益率。而在不控制原始指标的情况下，大部分相关性调整后度量均可以显著的预测下个月基金的收益率（除了 SVA^{36} 之外）。虽然从 T 检验的角度上来看，原始指

标的显著性更好，但相关性调整后度量的平均 R 方则明显高于原始度量。在将两者同时放入自变量中时，六个回归中有四个相关性调整后度量仍可以显著的预测下个月的基金收益（ CA^{36} 和 SA^{36} 回归中，调整

表 6 Fama-MacBeth 回归

	CA^{12}			CVA^{12}		
φ	0.24 (6.54)	- -	0.13 (2.54)	0.01 (5.64)	- -	0.00 (1.70)
φ^{adj}	- -	0.02 (2.26)	0.03 (2.03)	- -	0.00 (2.11)	0.00 (1.85)
B_{mkt}	0.00 (0.72)	0.01 (1.19)	0.01 (1.30)	0.00 (0.74)	0.01 (1.21)	0.01 (1.33)
B_{smb}	0.00 (-0.52)	0.00 (0.02)	0.00 (-0.25)	0.00 (-0.24)	0.00 (0.11)	0.00 (0.02)
B_{vmg}	0.00 (1.02)	0.00 (0.49)	0.00 (0.69)	0.00 (0.71)	0.00 (0.46)	0.00 (0.36)
R-square	18.7%	24.8%	26.0%	18.1%	24.2%	25.4%
	CA^{36}			CVA^{36}		
φ	0.25 (9.14)	- -	0.15 (3.94)	0.01 (7.14)	- -	0.01 (5.83)
φ^{adj}	- -	0.05 (2.26)	0.06 (1.86)	- -	0.00 (1.69)	0.00 (1.36)
B_{mkt}	0.00 (0.61)	0.01 (1.22)	0.00 (1.01)	0.00 (0.77)	0.01 (1.13)	0.01 (1.18)
B_{smb}	0.00 (0.17)	0.00 (0.45)	0.00 (0.35)	0.00 (0.10)	0.00 (0.18)	0.00 (0.21)
B_{vmg}	0.00 (0.90)	0.00 (0.45)	0.00 (0.46)	0.00 (0.66)	0.00 (0.28)	0.00 (0.20)
R-square	17.4%	21.4%	22.2%	17.3%	24.0%	24.8%
	SA^{36}			SVA^{36}		
φ	0.26 (9.04)	- -	0.20 (9.32)	0.01 (7.45)	- -	0.01 (6.92)
φ^{adj}	- -	0.03 (1.94)	0.02 (1.76)	- -	0.00 (0.36)	0.00 (0.15)
B_{mkt}	0.00 (0.61)	0.00 (1.02)	0.00 (1.04)	0.00 (0.83)	0.01 (1.36)	0.01 (1.56)
B_{smb}	0.00 (1.01)	0.00 (0.19)	0.00 (0.83)	0.00 (0.91)	0.00 (-0.02)	0.00 (0.55)
B_{vmg}	0.00 (1.65)	0.00 (0.86)	0.00 (1.60)	0.00 (1.40)	0.00 (0.60)	0.00 (1.20)
R-square	17.4%	24.4%	25.2%	17.3%	24.4%	25.3%

后度量不显著)。且在大部分的回归中， φ 指标的显著性明显下降了，且回归 R 方相对于仅有 φ^{adj} 指标的 R 方提高并不多。这些结果表明，

虽然 θ 的稳定性相对较差，但它对未来收益率的解释能力，可以为 φ 做出很好的补充。

以上三类的实证结果表明，经过相关性调整后的基金度量可以为预测和解释未来基金收益率做出贡献，并对原始指标的解释能力进行补充。首先，调整后指标可以在具有近似的原始指标基金中有效区分出它们的未来表现。其次，利用调整后指标和原始指标同时构建基金组合时，可以提升基金的未来风险收益比或者扩充基金组合的容量，从而改善组合的表现。最后，调整后指标在截面回归中可以在控制了原始指标的情况下为改善基金收益率的预测做出贡献。这些结果表明，相关性调整方法在杜绝了基金短时操纵的基础之上，可以从原始指标中提取出与原指标并不完全一致的有效信息。这一信息有效甄别了基金的管理能力，并对现有的基金能力度量指标做出了补充。

（四）鲁棒性检验

如果本研究所呈现的结果受限于选用的相关性计算区间亦或者是超额收益率的计算方法，则本研究的结论则很有可能来源于数据挖掘的结果。为了排除这一可能，本子章节检验并讨论了基于不同超额收益率的计算方法以及不同相关性估计周期对本文主要结论的影响。本文主要考虑了三类超额收益率计算方法：1) 基金日收益率减去基金市场管理规模加权平均日收益率（这也是正文中主要报告的构建方法）；2) 基金日收益率减去 SVC 中的市场超额收益率因子以及无风险收益率；和 3) 基金日收益率回归于 SVC 三因子后的残差。对于每一种构建方法，本文分别报告了基于过去 60 个、120 个以及 240 个交

易日计算相关性的结果。表 7 报告了鲁棒性检验的结果，其中三个面板分别报告了三类构建方法的主要结论，也就是调整后指标构建的套利组合超额收益率以及它们的 CAPM 以及 SVC 调整后超额收益率。由于第一种方法 60 个交易日的结果已经报告在表 2 中，因此面板 A 报告的是六类指标基于 120 天相关性的调整结果，它们的平均（平均 120）以及基于 240 天相关性调整结果的平均（平均 240）。而对于另外两个超额收益率的相关性计算方法，面板 B 和 C 分别报告了六类指标基于 60 天相关性的调整结果，以及在三个不同估计长度下六类指标套利组合的平均（平均 60、平均 120 和平均 240）。

表 7 鲁棒性检验

面板 A. 基金日收益率减去基金市场管理规模加权平均日收益率									
	CA ¹²	CVA ¹²	CA ³⁶	CVA ³⁶	SA ³⁶	SVA ³⁶	平均 60	平均 120	平均 240
ER	9.51 (2.69)	9.39 (2.77)	4.63 (1.38)	2.80 (0.81)	6.09 (1.75)	4.40 (1.26)	-	6.14 (2.05)	5.54 (1.97)
CAPM	9.85 (2.71)	10.89 (3.36)	5.42 (1.63)	5.06 (1.64)	6.36 (1.84)	5.53 (1.62)	-	7.19 (2.47)	6.51 (2.40)
SVC	15.00 (4.23)	15.68 (4.97)	12.28 (3.67)	11.46 (3.80)	14.89 (4.70)	13.45 (4.24)	-	13.80 (4.98)	12.53 (4.72)
面板 B. 基金日收益率减去股票市场日收益率									
ER	8.92 (2.35)	9.21 (2.60)	4.15 (1.16)	4.50 (1.24)	5.07 (1.42)	4.86 (1.28)	6.12 (1.92)	5.55 (1.92)	5.02 (1.86)
CAPM	8.91 (2.29)	10.28 (2.94)	4.45 (1.23)	6.25 (1.80)	5.17 (1.41)	5.68 (1.49)	6.79 (2.15)	6.22 (2.18)	5.58 (2.11)
SVC	13.43 (3.51)	14.25 (4.12)	11.39 (3.22)	12.30 (3.63)	13.52 (4.07)	13.66 (3.84)	13.09 (4.38)	12.47 (4.55)	11.49 (4.47)
面板 C. 基金日收益率回归于 SVC 三因子的残差									
ER	4.69 (1.67)	5.76 (2.28)	4.17 (1.52)	3.81 (1.43)	3.67 (1.30)	3.07 (1.10)	4.19 (1.72)	4.16 (1.84)	4.41 (1.99)
CAPM	4.96 (1.69)	6.61 (2.56)	3.88 (1.42)	4.23 (1.55)	3.52 (1.23)	3.31 (1.17)	4.42 (1.79)	4.45 (1.95)	4.77 (2.14)
SVC	9.77 (3.45)	10.61 (4.27)	9.73 (3.56)	9.41 (3.49)	9.83 (3.84)	9.63 (3.82)	9.83 (4.19)	9.97 (4.48)	10.39 (5.06)

表 7 报告的鲁邦性检验结果表明，本研究所呈现的结果并不依赖于调整方法中相关性的计算方法。在不同的超额收益计算方法以及不

同的估计长度之中，所有的套利组合平均超额收益率（ER）均在 90% 的显著性水平下显著。在经过 CAPM 和 SVC 调整之后，显著性水平都有一定程度的提升。所有计算方法下的平均超额收益在 SVC 调整后均在 99% 显著性水平下显著，与本文的主结论一致。这一结果表明本文报告的结论并不依赖于指标的构建方法，提出的调整方法是思路上的创新而非是数据挖掘的结果。

六、总结与启示

基金能力度量过度依赖其本身的历史绝对收益，是造成基金市场资源配置不有效以及引发管理人价格操纵，进而危害市场质量的核心原因之一。本文提出了一个利用日收益率相关性来对基金收益进行调整方法，并使用 2005 年至 2019 年的数据对中国公募基金市场数据检验了这一方法的有效性，以试图改善这一潜在的基金市场风险。实证结果表明，经过这一方法调整后的公募基金管理能力度量，可以有效预测基金的未来收益。利用这一调整后指标构建的基金套利组合平均可以获得年化 6.36% 的超额收益率并统计上显著高于 0。这一超额收益率在经过中国三因子调整后达到 14.46% 每年，显著高于未经过调整前的 7.05%。这一指标不仅本身可以用于预测未来收益，还可以为原指标的预测能力做出显著的贡献。无论是在双因素分组，依据双因素的投资组合构建还是 Fama-MacBeth 截面回归中，调整后指标均可以在控制了原始指标的基础上显著的预测未来收益并提高整体组合的期望收益率。

基于这些思想以及实证证据，本研究提出以下建议。首先，基金表现操纵或者其他相关行为的动因大部分来源于投资者资金流动，而投资者资金流动在信息技术快速发展的新时期开始呈现出新的特点。只有正确引导投资者进行基金选择和投资才能有效抑制基金管理人这些非理性的、有害于市场的行为。本研究认为，监管机构应该通过改善投资者信息渠道的数据提供模式，提倡投资者使用依赖多信号的、复杂的基金评价方式。而本研究提供的相关性调整方法，由于对于其被操纵的复杂性以及表现出优秀的管理能力揭示，正是改进这一评价方式可以考虑的来源信号之一。其次，基金中的基金（FOF）类产品在资本市场中承担一部分纠正基金市场资金配置效率的作用，而大量的 FOF 产品正在使用历史表现指标来度量他们的投资目标。本研究的结果表明，相关性调整方法是历史表现度量的补充，可以用于改善他们的组合表现或者扩大体量。因此本研究建议 FOF 基金可以使用该指标作为参考变量之一。

参考文献

曾志远、蔡东玲、武小凯，2018：《“监督管理层”还是“约束大股东”？基金持股对中国上市公司价值的影响》，《金融研究》第 12 期。

陈新春、刘阳、罗荣华，2017：《机构投资者信息共享会引来黑天鹅吗？——基金信息网络与极端市场风险》，《金融研究》第 7 期。

冯旭南、李心愉，2013：《参与成本、基金业绩与投资者选择》，《管理世界》第 4 期。

郭春松、蔡庆丰、汤旻珺，2015：《基金家族的业绩关联与溢出效应——基于共同技能效应与共同噪声效应的实证研究》，《金融研究》第 5 期。

韩燕、崔鑫、姚雪，2015：《基金的现金持有量能预测基金经理的投资能力吗？》，《管理世界》第 4 期。

韩燕、李平、崔鑫，2011：《哪些基金有超群的分析能力？》，《管理世界》第2期。

孔东民、刘莎莎、陈小林、邢精平，2015：《个体沟通、交易行为与信息优势：基于共同基金访问的证据》，《经济研究》第11期。

李春涛、薛原、惠丽丽，2018：《社保基金持股与企业盈余质量：A股上市公司的证据》，《金融研究》第7期。

李科、陆蓉，2011：《投资者有限理性与基金营销策略——基金大比例分红的证据》，《管理世界》第11期。

李祥文、吴文锋，2018：《基金业绩排名与期末业绩拉升》，《管理世界》第9期。

林斌、余剑峰、何为，2020：《公募基金的量化评价、选择及投资》，工作论文。

林树、李翔、杨雄胜、Tam, O，2009：《他们真的是明星吗？——来自中国证券基金市场的经验证据》，《金融研究》第5期。

林煜恩、陈秀玲、池祥萱，2014：《共同基金流量具有信息内涵吗？》，《经济研究》第1期。

陆蓉、陈百助、徐龙炳、谢新厚，2007：《基金业绩与投资者的选择——中国开放式基金赎回异常现象的研究》，《经济研究》第6期。

路磊、黄京志、吴博，2014：《基金排名变化和羊群效应变化》，《金融研究》第9期。

路磊、吴博，2012：《投资者保护和基金投资业绩》，《金融研究》第6期。

孟庆斌、吴卫星、于上尧，2015：《基金经理职业忧虑与其投资风格》，《经济研究》第3期。

申宇、赵静梅、何欣，2013：《基金未公开的信息：隐形交易与投资业绩》，《管理世界》第8期。

史永东、王谨乐，2014：《中国机构投资者真的稳定市场了吗？》，《经济研究》第12期。

肖峻、石劲，2011：《基金业绩与资金流量：我国基金市场存在“赎回异象”吗？》，《经济研究》第1期。

姚颀、刘志远、相二卫，2011：《中国基金在投资中是否追求了价值》，《经济研究》第12期。

余音、姚彤、张崢、江嘉骏，2018：《期末溢价与基金家族策略——来自中国公募基金市场的证据》，《金融研究》第5期。

俞红海、陆蓉、徐龙炳，2014：《投资者名义价格幻觉与管理者迎合——基于基金拆分现象的研究》，《经济研究》第5期。

张宗新、缪婧倩，2012：《基金流量与基金投资行为——基于动态面板数据模型的实证研究》，《金融研究》第4期。

周率、程勇、周孝华，2018：《我国开放式股票型基金的"投资风格漂移"现象研究》，《管理世界》第6期。

庄云志、唐旭，2004：《基金业绩持续性的实证研究》，《金融研究》第5期。

Amihud, Y. and Goyenko, R., 2013, "Mutual fund's R² as predictor of performance." *The Review of Financial Studies*, 26(3), 667-694.

Ben-David, I., Li, J., Rossi, A. and Song, Y., 2020, "What Do Mutual Fund Investors Really Care About?" SSRN working paper.

Brown, D. P. and Wu, Y., 2016, "Mutual fund flows and cross-fund learning within families." *The Journal of Finance*, 71(1), 383-424.

Carhart, M. M., 1997, "On persistence in mutual fund performance." *The Journal of finance*, 52(1), 57-82.

Chi, Y., 2013, "Performance evaluation of Chinese actively managed stock mutual funds." SSRN working paper.

Cohen, R. B., Coval, J. D. and Pástor, L., 2005, "Judging fund managers by the company they keep." *The Journal of Finance*, 60(3), 1057-1096.

Cremers, K. M. and Petajisto, A., 2009, "How active is your fund manager? A new measure that predicts performance." *The Review of Financial Studies*, 22(9), 3329-3365.

Fama, E. F. and MacBeth, J. D., 1973, "Risk, return, and equilibrium: Empirical tests." *Journal of Political Economy*, 81(3), 607-636.

Fang, L. H., Peress, J. and Zheng, L., 2014, "Does media coverage of stocks affect mutual funds' trading and performance?" *The Review of Financial Studies*, 27(12), 3441-3466.

Grinblatt, M. and Titman, S., 1992, "The persistence of mutual fund performance." *The Journal of Finance*, 47(5), 1977-1984.

Harris, L. E., Hartzmark, S. M. and Solomon, D. H., 2015, "Juicing the dividend yield: Mutual funds and the demand for dividends." *Journal of financial economics*, 116(3), 433-451.

Hartzmark, S. M. and Sussman, A. B., 2018, "Do investors value sustainability? A natural experiment examining ranking and fund flows." SSRN working paper.

Hendricks, D., Patel, J. and Zeckhauser, R., 1993, "Hot hands in mutual funds: Short - run persistence of relative performance, 1974 - 1988." *The Journal of Finance*, 48(1), 93-130.

Hong, C. Y., Lu, X. and Pan, J., 2019, "The Economic Impact of Distributing Financial Products on Third-Party Online Platforms." SSRN working paper.

Jiang, H. and Zheng, L., 2018, "Active fundamental performance." *The Review of Financial Studies*, 31(12), 4688-4719.

Kacperczyk, M., Sialm, C. and Zheng, L., 2005, “On the industry concentration of actively managed equity mutual funds.” *The Journal of Finance*, 60(4), 1983-2011.

Kacperczyk, M., Sialm, C. and Zheng, L., 2008, “Unobserved actions of mutual funds.” *The Review of Financial Studies*, 21(6), 2379-2416.

Liu, J., Stambaugh, R. F. and Yuan, Y., 2019, “Size and Value in China.” *Journal of Financial Economics*, 134(1), 48-69.

Newey, W. K. and West, K. D., 1987, “Hypothesis testing with efficient method of moments estimation.” *International Economic Review*, 28(3) 777-787.

Pástor, L., Stambaugh, R. F. and Taylor, L. A., 2017, “Do funds make more when they trade more?” *The Journal of Finance*, 72(4), 1483-1528.

Sharpe, W. F., 1964, “Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk.” *The Journal of Finance*, 19(3), 425-442.

Sialm, C. and Zhang, H., 2020, “Tax-efficient asset management: evidence from equity mutual funds.” *The Journal of Finance*, 75(2), 735-777.

Song, Y., 2020, “The mismatch between mutual fund scale and skill.” *The Journal of Finance*, Forthcoming.

(作者：余剑峰教授目前是清华大学五道口金融学院建树金融学讲席教授、清华大学金融科技研究院副院长、清华大学国家金融研究院资产管理研究中心主任。林铨为清华大学五道口金融学院博士后、国家金融研究院资产管理研究中心研究员。何为目前是对外经贸大学金融学院兼职教授，汇安基金总经理助理。)

报 送：

联系人： 付静仪

电话： 62797519