

## 1. 题目及摘要:

# 分析师关注与股票市场异象

## Analyst Coverage and Stock Market Anomalies

**摘要:** 本文通过研究分析师在做出关注决策时是否有效利用了股票市场异象信号,以及对异象收益产生的影响,探讨了分析师在提升资本市场信息传递效率方面发挥的作用。研究发现:(1)在整体上,分析师基于专业性做出关注决策,分析师关注度包含着与股票未来收益相关的信息;(2)分析师在做出关注决策时,并未有效地综合利用所有异象信号进行决策。分析师倾向关注基本面类异象提示低估的股票,但同时倾向关注市场类异象提示高估的股票;(3)分析师关注决策中包含着异象信息以外的增量信息,然而,当分析师关注决策中蕴含的信息与异象提示信息传达出相反的预测方向时,异象信息的收益预测性占主导作用,这意味着分析师做出关注决策时其利用的增量信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失;(4)在分析师高度关注的股票组合中异象收益明显降低,而且当分析师关注决策中蕴含的信息与异象信息预测方向相反时,并没有加剧错误定价,相反异象收益有所降低,且显著低于分析师关注决策与异象信息相同时构建的组合。这说明,有助于促进增量信息的融入、提升股票市场效率;(5)分析师做出关注决策时未能有效利用各类股票市场异象信息主要源于同时受到机构持股压力、迎合个体投资者信息需求等理性的经济动机以及市场情绪和有限关注等有限理性因素的影响,而套利限制因素的影响不明显。

**关键词:** 分析师关注; 股票市场异象; 有限关注; 投资者情绪; 机构持股压力; 个体投资者信息需求

## 2. 作者信息:

(1) 伍燕然 (*Wu Yanran*), 北京师范大学经济与工商管理学院金融系, 通讯地址: 北京市海淀区新街口外大街 19 号后主楼 1604, 100875 (邮编), 电子邮箱: [bjfreelord@163.com](mailto:bjfreelord@163.com), 联系电话: 13641386301

(2) 张超 (*Zhang Chao*), 山东财经大学金融学院, 通讯地址: 山东省济南市舜耕路 40 号山东财经大学金融楼, 250014 (邮编), 电子邮箱: [1025156734@qq.com](mailto:1025156734@qq.com), 联系电话: 15269137315

## 3. 文章所属领域:

金融经济

## 4. 基金资助:

(1) 本文受国家自然科学基金资助, 项目编号为 72073015, 项目名称为“有限理性和认知神经实验视角下分析师预测偏差的研究”;

# 分析师关注与股票市场异象

**摘要：**本文通过研究分析师在做出关注决策时是否有效利用了股票市场异象信号，以及对异象收益产生的影响，探讨了分析师在提升资本市场信息传递效率方面发挥的作用。研究发现：（1）在整体上，分析师基于专业性做出关注决策，分析师关注度包含着与股票未来收益相关的信息；（2）分析师在做出关注决策时，并未有效地综合利用所有异象信号进行决策。分析师倾向关注基本面类异象提示低估的股票，但同时倾向关注市场类异象提示高估的股票；（3）分析师关注决策中包含着异象信息以外的增量信息，然而，当分析师关注决策中蕴含的信息与异象提示信息传达出相反的预测方向时，异象信息的收益预测性占主导作用，这意味着分析师做出关注决策时其利用的增量信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失；（4）在分析师高度关注的股票组合中异象收益明显降低，而且当分析师关注决策中蕴含的信息与异象信息预测方向相反时，并没有加剧错误定价，相反异象收益有所降低，且显著低于分析师关注决策与异象信息相同时构建的组合。这说明，有助于促进增量信息的融入、提升股票市场效率；（5）分析师做出关注决策时未能有效利用各类股票市场异象信息主要源于同时受到机构持股压力、迎合个体投资者信息需求等理性的经济动机以及市场情绪和有限关注等有限理性因素的影响，而套利限制因素的影响不明显。

**关键词：**分析师关注；股票市场异象；有限关注；投资者情绪；机构持股压力；个体投资者信息需求

## 1 引言

在证券分析师的诸多研究活动中，分析师关注行为无疑是其最为基本的行为之一，它反映了分析师研究活动的起点，包括分析师的盈利预测和评级行为均基于分析师关注这一前提。目前，大量研究探讨了分析师的盈利预测、股票评级以及目标价格预测等定量信息的投资价值（Womack, 1996； Gleason 和 Lee, 2003； Brav 和 Lehavy, 2003； 张然等, 2017），也有学者从研究报告的复杂性、发布信息的及时性、文本的可读性及逻辑性的角度，探讨了研究报告中定性信息的价值含量（Franco et al., 2015； 丘心颖等, 2016； 朱琳等, 2021； 马黎珺等, 2022）。还有很多研究从股价同步性和股价信息含量的角度，探讨了如何通过发挥信息中介的作用影响资本市场定价效率（Chan 和 Hameed, 2006； 朱红军等, 2007； Mola et al., 2013）。然而，鲜有文献关注到分析师关注决策本身所蕴含的价值信息，并从分析师关注与股票市场横截面异象的角度，探讨分析师关注行为在提升资本市场效率方面发挥的作用。

实际上，在给定的专业素养和分析师具有独立性的条件下，分析师对个股的关注度差异

在一定程度上反映了其对股票未来表现的预期(McNichols 和 O'Brien, 1997; Das et al., 2006; Lee 和 So, 2017; 张宗新和朱炜, 2019)。这是因为, 分析师的作用在于向市场投资者提供有价值的信息, 分析师通过识别更具投资潜力的股票可以直接获得显著的经济回报, 如职业升迁等, 而分析师的个人精力和券商资源是有限的, 分析师对于公司的研究需要花费大量的人力和资金成本, 而且在决定关注公司后也面临较高的转换成本, 这些成本不一定都能够获得足够的经济利益。因而, 在成本和收益的权衡下, 分析师应该更加关注和搜寻那些预期表现更好的股票, 而如果所有分析师具有相似的行为模式, 那么, 分析师对个股的关注程度在时间截面上的分布就反映了分析师对股票未来表现的预期。

在本文中, 笔者首先基于分析师的精力和资源是有限的, 仅能有选择的跟踪部分股票这一基本假定和普遍事实出发, 通过探讨和检验分析师关注度中的信息含量, 从整体视角评估分析师在多大程度上基于专业性做出关注决策。一方面, 从专业性和独立性的角度, 分析师作为专业投资者和信息中介, 具备信息挖掘和信息解读的专业技能(伊志宏等, 2019), 应该能够充分利用各种渠道获取的公开信息和私有信息, 准确识别市场中低估或高估的股票, 但由于分析师的精力和资源是有限的, 且识别低估的股票可以直接获得经济利益, 分析师的理性选择应该是更加关注那些预期明确且未来表现最好的股票。因此, 如果分析师主要凭借专业性决定对特定公司的关注程度, 那么, 分析师关注度中所蕴含的预期信息将能够预测股票的未来表现。然而, 另一方面, 分析师并不总是表现出专业性, 分析师关注决策还可能受到各种利益冲突、套利限制以及分析师的认知偏差等因素的影响而表现出各种行为偏差, 这些因素会降低分析师关注度中的信息价值, 或者更多反映了预期中的错误偏见, 并最终影响了分析师关注度对股票收益的预测性。

为了评估上述两个方面因素的综合效力, 笔者检验了分析师关注度对股票未来收益的预测性及其信息含量。具体的, 笔者每月基于分析师关注度在月度截面的分布, 分别采用投资组合分析和 Fama-MacBeth 横截面回归分析两种方法进行检验。结果表明, 分析师关注度中确实具有一定的信息含量, 对公司未来收益具有很强的预测性, 基于分析师关注度构建的投资组合可以获得显著而持续的经风险调整后的超额收益。而且, 笔者发现, 这种收益预测性不太可能源于分析师关注引致的短暂市场反应, 因为基于分析师关注度构建的投资组合能够在未来 12 个月内获得持续的累计超额收益。这表明, 从整体上讲, 分析师表现出一定的专业性, 其关注行为中蕴含了与股票未来收益相关的信息。

在证实了分析师在整体上表现出专业性后, 笔者进一步探讨分析师做出关注决策时是否充分利用了各种信息, 以及分析师关注行为是否有助于提升资本市场的定价效率。从信息渠道的角度, 分析师做出关注决策时, 一方面, 可以通过对公开信息的挖掘和专业化的解读捕捉到市场中具有收益预测性的信息(如股票市场异象信息)来识别暂时低估的股票。另一方面, 可以通过各种沟通渠道、获取公司的私有信息以建立信息优势(Cheng et al., 2016; Han et al., 2018), 更准确的评估股票的价值。从专业性的角度来讲, 分析师在做出关注决策时应

该能够充分利用这两类信息。特别是，股票市场横街异象信息对股票未来收益具有显著收益预测性，而且，这些信息既反映了与股票未来收益相关的错误定价信息，又是市场中的公开信息，涵盖市场层面、基本面层面和特定事件层面等多个层面信息。因此，分析师基于专业性进行决策时应该能够充分利用这些公开信息并结合获取的私有信息来识别相对低估的股票，增加对这些股票的关注，而此时，分析师关注也有助于促进各类信息融入股价，降低股票市场异象信息对股票收益的预测性，而这意味着股票市场效率的提升。

为此，笔者构建了综合异象指数和各分类异象指数，通过检验分析师关注度中是否充分反映了股票市场中的异象信息来评估分析师对于各类公开信息的使用情况。为了缓解分析师做出关注决策时公司信息获取成本差异对分析师关注行为的影响，笔者控制了信息不对称和公司治理等因素的影响。研究结果表明，在控制了信息获取成本的情况下，从总体来看，分析师更加关注综合异象信息提示高估的股票，但较少关注综合异象信息提示低估的股票。而通过对异象类型进行划分，笔者还进一步发现，分析师倾向关注基本面类异象信息提示低估的股票，但同时也更加关注市场类异象信息提示高估的股票。上述结果说明，分析师做出关注决策时并没有综合利用所有的异象信息，主要利用了基本面类异象信息进行决策，但却常常忽视市场类异象信息。该结果部分地解释了为什么分析师关注度中蕴含的信息在总体上与异象提示信息不一致，但同时能够提供有价值的信息。

接着，笔者进一步采用双重排序和 Fama-MacBeth 回归分析，通过检验在控制了股票市场异象信息之后分析师关注度的信息含量，探讨分析师关注决策时是否利用了异象信息以外的私有信息。研究发现，在控制了股票市场异象信息后，分析师关注度中仍具有一定收益预测性，特别是能够识别出高估股票中表现相对较好的股票。这说明分析师关注度中确实反映了股票异象信息以外的增量信息。然而，基于 Guo et al. (2020) 的方法进行交叉分组后发现，尽管分析师关注度中提供了一部分的增量信息，但在总体上，当分析师关注度中蕴含的信息与股票市场异象提示信息相反时，并不能获得超过异象信息以外的超额收益，而股票市场异象信息仍具有显著的收益预测性。这意味着，分析师做出关注决策时并未表现出足够的专业性，其利用的私有信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失。但更为值得关注的是，虽然分析师关注决策时并未表现出足够的专业性，但相比于分析师未关注的股票，分析师高度关注的股票中异象收益明显降低，而且当分析师关注度中蕴含的信息与异象信息预测方向相反时，并没有加剧错误定价，异象收益反而有所降低，且显著低于二者同向时构建的组合。该结果说明，分析师关注确实有助于私有信息的融入，并帮助投资者判断股票的内在价值，降低了信息不对称，提升股票市场效率。总的来说，该结果支持了分析师关注行为能够提升资本市场定价效率的观点。

最后，既然分析师关注度中包含的增量信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失，那么分析师为什么不能利用全部的股票市场异象信息进行决策呢？为此，笔者探讨了分析师的理性经济动机、有限理性因素及套利限制等因素对分析师关注决策的影响。结果

发现,分析师做出关注决策时可能受到理性经济动机和有限理性因素的共同影响,导致其难以利用所有的股票市场异象信息进行决策。此外,笔者还发现,在分析师应该已经充分知晓股票市场异象信息的收益预测性的年份里,分析师关注行为更加与基本面异象提示信息一致,但与市场类异象信息更加相反,这进一步说明,分析师可能有选择的使用基本面类异象信息而忽视市场类异象信息。

本文可能的边际贡献在于以下三个方面:第一,本文从股票市场异象的角度,评估了分析师关注对股票市场信息传递效率的影响。现有研究主要从股价同步性和股价信息含量的角度探究分析师关注对于股票市场信息传递效率的影响(Chan 和 Hameed, 2006; 朱红军等, 2007)。由于股票市场异象与股票错误定价相关,是对股票市场信息效率更为直接的测度,因而本文提供了分析师关注行为有助于提升资本市场效率的更为直接的证据。同时,本文发现分析师关注决策是有选择的,主要使用基本面类异象信息,忽视市场类异象信息,这意味着分析师未能有效利用所有异象信息决策。而且,更为重要的是,本文从一个统一的框架出发,进一步指出分析师的理性经济动机和认知偏差因素在一定程度上干扰了分析师对于股票异象等价值信息的挖掘,揭示了影响分析师充分发挥功能的关键因素。

其次,本文揭示了分析师关注度中蕴含的投资价值信息。大量文献从分析师发布的估值结论和研究报告内容的角度探讨了分析师发布信息价值含量(Womack, 1996; Brav 和 Lehavy, 2003; 张然等, 2017; 马黎珺等, 2022),但却常常忽视分析师关注行为本身蕴含的与股票收益有关的信息。与本文相似的文献中, Lee 和 So (2017) 基于美国市场发现探讨了分析师异常关注中的投资价值,而本文基于国内市场,同样发现了分析师关注度中的价值信息,并从股票市场异象的角度,揭示了分析师关注度中价值信息的来源,提供了中国方面的证据。同时,较于张宗新和朱炜(2019)等国内研究,本文则评估了分析师关注决策中对于不同类型信息的使用情况,揭示了国内分析师价值信息的来源,而且,本文还以此评估了分析师的这种行为决策模式对股票市场信息传递效率的影响,这在他们的研究中并未涉及。

最后,本文拓展了分析师关注行为影响因素的研究,揭示了投资者情绪和有限关注等有限理性因素是影响分析师关注行为及有效利用各种信息的重要因素。现有研究主要关注的是公司的财务和市场特征、信息披露环境、公司治理状况等公司层面因素对分析师关注行为的影响,而较少考察分析师自身的经济动机、认知偏差以及套利限制因素对分析师关注决策的影响,本文较为全面地考察了这些分析师层面因素产生的影响,拓展了此方面的研究。

## 2 理论分析与研究假说

在本文中,笔者主要通过探讨分析师关注决策中是否蕴含着与股票未来表现的价值信息,分析师关注决策时对于股票市场异象信息行为模式及产生的影响,系统评估其对资本市场效率的潜在影响。这里,笔者将基于分析师的精力和资源是有限的,仅能有选择的跟踪部分股票这一基本假定和普遍事实出发,从分析师的专业性、分析师理性的经济动机、有限理性的

认知偏差以及套利限制等角度构建研究框架展开分析和探讨，提出相关假说。其中，基于专业性的相关假说将预期分析师关注决策中充分体现了分析师对于各种信息的挖掘能力和专业解读能力，分析师关注度中具有收益预测性，同时分析师能够利用各种异象信息决策。而基于理性的经济动机、有限理性的认知偏差和套利限制的相关假说则预期这些因素会干扰分析师基于专业性和预期进行决策，分析师关注度中将不具有显著的收益预测性，同时也会影响分析师对于各类异象信息的充分利用。

## 2.1 基于分析师专业性的视角

从理论上讲，分析师作为资本市场重要的信息中介，具备专业素养和独立判断的能力，能够通过专业信息渠道获取公开和私有信息，并通过对信息的挖掘和专业化的解读，准确识别低估和高估的股票，为投资者提供有价值的信息，同时实现自身的经济利益。但在高昂的转移成本以及个人精力和研究资源的约束下，分析师无法覆盖所有上市公司，分析师最优的选择应该将精力和资源投入到预期明确且未来表现较好的股票之中（Lee 和 So，2017），这可以在付出较少投入的同时获取较高经济回报，实现成本与收入的匹配、获得最大效益。因此，当分析师基于专业性和预期进行决策时，分析师关注度在股票截面的分布反映了分析师对于股票收益预期的分布，并与股票未来表现正相关（McNichols 和 O'Brien，1997；Das et al., 2006；Lee 和 So，2017；张宗新和朱炜，2019），即分析师关注度的高低应该与分析师对股票预期表现的优劣相一致。

从信息传递和信息解读的角度，分析师在做出关注决策时，一方面可以通过对公开信息的挖掘和有效使用，发挥专业技能和独立判断，识别相对低估的股票，为投资者创造价值（胡奕明等，2003；Lee 和 So，2017；张然等，2017；）。另一方面，也可以通过调研活动和管理层渠道获取私有信息以建立信息优势（赵良玉等，2013；Cheng et al., 2016；Han et al., 2018；Brown et al. 2015），识别错误定价的股票。分析师关注决策及其截面分布应该反映了分析师在有效两个方面信息后对股票预期的综合判断。股票市场异象已经成为金融市场中普遍存在的特征，并成为对股票未来收益具有显著预测性的公开信息，而且异象信息主要与错误定价有关（Birru et al., 2018；Engelberg et al., 2020）。因此，作为专业投资者，分析师在关注决策中应该能够充分吸收股票市场异象等公开信息，并结合私有信息以及自身的专业技能，准确而综合地判断股票的未來收益。

综合以上分析，在专业性假说下，分析师关注度中应该蕴含着具有投资价值的预测信息，同时，分析师关注度应该能够有效反映股票市场异象等公开信息和自身的私有信息，即分析师关注度的高低应该与股票异象收益的方向一致，异象提示低估的股票应该获得更高的关注度，或者即使分析师关注度高低与异象信息方向不一致，分析师关注度中应该包含着股票市场异象信息以外增量信息，这些增量信息至少应该可以足以弥补未能有效利用异象信息带来的信息损失。

## 2.2 基于理性经济动机的视角

尽管，现有研究普遍支持了分析师的专业属性，但分析师关注决策中完全可能会受到一些经济动机的干扰而不能基于信息挖掘和专业性进行决策，影响了分析师关注决策中的价值含量。接下来，笔者将基于经济动机的角度，提出相关假说。

### 2.2.1 机构持股压力假说

经济动机的观点认为，分析师研究部门是一个成本中心而非利润中心，主要通过服务于券商的经纪业务和投资银行业务实现利润创造，这些业务可能会干扰分析师基于专业性进行决策。而在国内市场中，分析师行业形成了“研报换佣金”的商业模式，而且，机构投资者通过新财富评选等机制，影响着分析师的职业生涯。因此，机构持股压力可能是中国分析师面临的最为主要的利益冲突（Gu et al., 2013; Firth et al., 2013; Wu et al., 2018）。

在机构持股压力的影响下，国内分析师更可能会迎合机构投资者的需要，而更多关注机构持股比例较高的股票，这些股票的未来表现可能并不优异。李斌和雷印如（2022）发现国内的机构投资者具有挖掘异象的倾向，即倾向买入与异象提示信息相一致的股票，而非反向交易（Akbas et al., 2015; Edelen et al., 2016）。而且考虑到国内机构投资者往往是基本面投资者，同时在进行资产管理时具有一定的流动性偏好，规避流动性较差、市值相对较小、交易成本较高且近期表现较差的股票。因此，在机构持股压力下，分析师并不能有效利用所有股票市场异象信息，可能会关注那些基本面类异象提示低估且流动性较好、市值较大、交易成本相对较低的股票（此时，市场类异象提示高估的股票）。这在一定程度影响了分析师关注度中所蕴含的价值信息。

综合以上分析，笔者提出机构持股压力的假说并预测，分析师不完全基于专业性和预期进行决策，机构持股压力在一定程度上干扰了分析师对于股票市场中所有公开信息（如异象信息）和私有信息的有效挖掘，分析师关注度的高低可能与基本面异象提示信息相一致，但与市场类异象信息相左，最终，机构持股压力降低了分析师关注度对股票未来收益的预测性。

### 2.2.2 个体投资者信息需求假说

传统上认为，分析师主要为机构投资者服务。然而，近年来，随着互联网媒体和社交平台的发展，个体投资者之间的社交互动也逐渐成为投资者获取信息的重要渠道，分析师为了提升自己的影响力，往往也会入驻社交平台，并发布一些研究信息来迎合个体投资者的信息需求（李志生等，2017），而这会带来更多交易佣金收入。但与机构投资者不同，个体投资者往往表现出博彩性偏好（Bali et al., 2011; 郑振龙和孙清泉，2013; 陆蓉等，2021），即过多关注那些具有吸引力的股票，比如短期表现较好、股价较低、特异质波动性较大、高特质偏度的股票，但致使其忽视基本面类信息。而这些股票特征恰恰是市场类异象提示高估的股票。因此，分析师可能会因为迎合个体投资者博彩性偏好的信息需求而牺牲专业性，更多关

注那些市场类异象信息提示高估的股票,这在一定程度上会降低分析师关注度对股票未来收益的预测性。

综合以上分析,该假说预测,个体投资者的信息需求和由此带来的交易佣金收入可能会干扰分析师基于专业性和对异象信息的挖掘进行决策,即分析师并不能充分利用所有异象信息进行决策,尤其可能会忽视市场类异象中的高估信息,更加关注市场类异象高估的股票,最终降低了分析师关注度对股票未来表现的预测性。

## 2.3 基于有限理性的视角

即使分析师关注决策中,较少受到理性的经济动机的影响,分析师在形成预期时,也可能由于受到各种认知偏差的影响而不能有效而充分地利用所有信息做出准确判断,即分析师预期中可能包含了过多的噪声信息,这在一定程度上降低了分析师关注度信息中的价值。这里,笔者主要分析和探讨市场情绪和有限关注等认知偏差的影响。

### 2.3.1 市场情绪假说

市场情绪会影响了投资者对于股票内在价值的判断,特别是在情绪高涨的时候,投资者更可能由于过度乐观而错误的估计了股票收益,加剧了错误定价(Baker 和 Wurgler, 2006; Stambaugh et al., 2012; Guo et al., 2020;)。Hribar 和 Mcinnis (2012)、伍燕然等(2012)和 Wu et al. (2018)的研究则进一步表明,市场情绪会同样会影响分析师盈利预测精度,加剧分析师盈利预测的乐观偏差。特别是, Hribar 和 Mcinnis (2012)证明这种由情绪引致的偏差可以解释市场情绪与股票横截面收益之间的关系。这些研究意味着,在市场情绪的作用下,即使分析师能够有效挖掘各种信息,但也可能错误地估计了股票的内在价值,分析师基于有偏差的预期决策。而且由于股票市场异象主要由错误定价导致(Engelberg et al., 2018),分析师预期偏差的方向应该与股票异象信息的提示方向有关,这导致在情绪高涨的时候,分析师更多关注异象信息提示高估的股票。

综合以上分析,笔者提出市场情绪假说并预测,情绪框架影响了分析师对于各类信息的综合判断,分析师基于有偏差的预期进行决策,这在整体上降低了分析师关注度中的收益预测性,而且这导致情绪高涨的时候,分析师更多关注异象信息提示高估的股票。

### 2.3.2 有限关注假说

基于行为金融学的有限关注理论,投资者的关注力是一种稀缺资源(Kahneman, 1973),投资者仅能将有限的注意力分配到部分信息上,而无法使用所有信息。分析师虽然作为信息中介,但在大数据时代,分析师也难以获取所有信息,仅能关注有限的信息。陆蓉等(2021)发现分析师评级时倾向利用基本面异象信息,而忽视那些被传统金融学有效市场理论所否定的市场类异象。胡奕明等(2003)等问卷调查的结果也基本如此,国内分析师更加注重公开



披露的财务报告信息。

因此，基于胡奕明等（2003）和陆蓉等（2021）的研究，这里笔者同样提出有限关注假说并预测，当分析师同时面临多种信息、分析师注意力更加受限时，分析师会将更加有限的注意力放在更加看中的基本面类异象信息上，并更加忽视市场类异象信息，使得分析师难以基于所有异象信息准确判断股票的价值，这在一定程度上增加了预期中的偏差和噪声，并最终降低了分析师关注度对股票未来收益的预测性。

## 2.4 基于套利限制的视角

中国股票市场存在众多制度性约束，这使得投资者难以通过套利活动修正错误定价，特别是对于与交易摩擦相关的市场类异象，这些异象收益主要源于较高的交易成本和套利风险（Gu et al., 2018）。分析师不直接持有股票头寸进行交易，因此并不会受到各种交易摩擦的影响，但是分析师可能会意识到投资者倾向规避套利成本及套利风险较高的股票，并将一些具有投资价值的股票排除在关注组合之外。这样，即使分析师能够有效识别这些股票的投资价值，但较高的交易成本和风险也降低了被纳入关注集合的可能性。该现象尤为体现在市场类异象信息提示低估的股票，他们往往为市值较小、流动性和过去表现差的股票，面临较高的交易成本和市场摩擦，更可能被机构投资者及分析师排除在关注集合之外。

因此，笔者提出套利限制假说并预测，对于套利限制高的股票，分析师难以基于专业性和各类股票异象提示信息进行决策，最终导致分析师关注度的收益预测性降低，但对于套利限制较低的股票，分析师关注度中则可以更为充分的反映各类股票市场异象信息。

## 3 样本说明与变量构建

### 3.1 样本选择和数据说明

本文主要包括分析师层面和上市公司层面的数据，数据主要来源于国泰安数据库（CSMAR）和 iFind 同花顺数据库。数据说明具体如下：

（1）分析师层面的数据。该方面的数据来源于国泰安数据库（CSMAR）。在 CSMAR 数据库中，分析师预测和评级数据的统计始于 2001 年，但实际上，国内分析师行业成熟于 2002 年前后，在此之前，分析师方面的数据非常少。所以，在最终的样本中，分析师层面数据实际始于 2003 年 1 月。参考现有研究的常用方法，笔者根据分析师发布研报的日期，构建个股层面的分析师关注度变量。

（2）上市公司方面的数据。该方面的数据主要源于 CSMAR 数据库，包括上市公司的财务数据、股票收益率数据、股票市场表现数据以及 Fama-French 因子数据等，部分缺失数据由 iFind 同花顺数据库补齐。笔者首先选取 2001 年 1 月 1 日到 2022 年 4 月 30 日我国沪深两市全部 A 股上市公司为初始的数据样本。然后，笔者根据这段期间内个股的财务指标及股票市场交易数据构建月度频率的综合异象指数和各分类异象指数等核心变量及相关控

制变量。考虑到 2002 年 1 月 1 日，中国证监会才开始强制要求上市公司必须编制并披露季度财务报告，而在此之前仅需披露半年报、年报，这一制度也一致延续至今。而且构建综合异象指数及各分类异象指数时，部分异象需要向前完整回溯一年，最终，综合异象指数及各分类异象综合指数方面的数据以及上市公司特征方面数据的样本区间实际为 2002 年 1 月到 2022 年 4 月，而股票收益率数据则止于 2022 年 5 月。在数据处理方面，笔者剔除了 ST、\*ST 及 PT 等特殊处理的股票，剔除过去一年交易天数不足 200 天或者过去一个月交易记录不足 15 天的股票。在构建非 IPO 异象时，剔除了上市不足 6 个月公司股票的数据。

(3) 数据匹配。笔者按照股票代码和日期将个股层面的分析师方面的数据与上市公司方面的数据进行匹配，并剔除未匹配或存在数据缺失的观测值，得到个股-年份-月份层面的样本数据。最终的样本区间为 2003 年 1 月到 2022 年 5 月。样本筛选过程如下：

表 1 数据筛选过程

数据处理过程	观测值	数据来源
1.构建综合异象指数	430,951	国泰安数据库
2.构建市场类异象指数	445,855	国泰安数据库
3.构建基本面类异象指数	429,720	国泰安数据库
4.构建事件类异象指数	371,643	国泰安数据库
5.构建个股层面的分析师关注变量	167,977	国泰安数据库
6.合并构建的综合和各分类异象指数并与分析师关注度数据、股票收益率数据匹配	445,855	国泰安数据库
7.匹配控制变量并剔除控制变量中全部缺失数据后的观测值	334,151	国泰安数据库和 iFind 同花顺数据库

## 3.2 核心变量选取和构建

### 3.2.1 分析师关注度

为了衡量分析师对于个股的关注度差异，笔者构建个股层面的分析师关注度变量。具体的，对于每一只股票，笔者在每一个月末分别计算最近 1 个月内对该股票发布研究报告的分析师数量，并以此作为该股票的分析师关注度指标 ( $Ana\_cov$ )。对于统计区间内，发布多次研究报告的分析师，笔者只统计一次。此外，在稳健性检验中，笔者还考虑另外一种常用的方式构建分析师关注度，以最近 1 个月内分析师对该股票发布的研究报告数量作为分析师关注度指标 ( $Ana\_res$ )。 $Ana\_cov$  衡量了该股票被关注的人数，而  $Ana\_res$  衡量了该股票受到所有分析师关注的程度和深度。此外，需要说明的是，笔者将统计分析师关注度变量的区间限定在日历月，这主要源于以下三个方面的考虑：(1) 尽量避免使用过长统计区间内陈腐的分析师数据，体现出分析师对于个股信息的及时反映；(2) 使用日历月的分析师关注度保持了与股票市场异象信息的数据更新频率一致，便于考察分析师关注度与股票市场异象信息在截面上的关系；(3) 分析师关注到股票异象信息并做出相关决策也需要一定时间进行确

认和反应，这个过程一般在 1 个月内。

### 3.2.2 股票市场异象信息

本文分别基于 Engelberg et al. (2018) 和 Stambaugh et al. (2015) 的方法，通过构建综合异象指数综合衡量股票所包含的异象信息。同时，为了更好的检验分析师对各类异象信息的行为模式，分别构建了市场类异象综合指数、基本面类异象综合指数及事件类异象综合指数。基本步骤如下：

(1) 基于中国股票市场异象方面的研究，本文选取 11 类 31 个异象指标构建综合异象指数及各分类异象指数（参见附录 1）。对于同一个异象指标，本文分别采用了多种构建方法，并基于各异象指标收益预测的显著性、预测信息的及时性和指标的稳定性对异象指标的代理变量进行遴选，确定计算综合异象指数的 31 种异象指标的代理变量（参见附录 2）。

(2) 基于 Engelberg et al. (2018) 的方法和附录 2 中的具体步骤，分别构建综合异象指数 (*Net*)、市场类异象综合指数 (*MNet*)、基本面类异象综合指数 (*FNet*) 和事件类异象综合指数 (*ENet*)。这些指数越大，预示着更多异象信息提示该股票存在低估，股票未来更可能获得较高收益。

(3) 基于 Stambaugh et al. (2015) 的方法和附录 2 中的具体步骤分别构建综合异象指数 (*Com*)、市场类异象综合指数 (*MCom*)、基本面类异象综合指数 (*FCom*) 和事件类异象综合指数 (*ECom*)。同样，这些指数越大，说明更多异象信息提示该股票存在低估现象，股票未来更可能获得较高收益。

(4) 为了保证综合异象指数的代表性，笔者对采用两种方法构建的综合异象指数及各分类异象指数进行一般性的处理：笔者要求一只股票在  $t-1$  月底必须有 60% 以上的异象指标包含在综合异象指数及各分类异象综合指数中，且不存在缺失值，即  $t-1$  月，一只股票至少要保证有 19 个异象指标可以用来计算该股票的综合异象指数，分别至少有 7 个指标、10 个指标和 2 个指标可以用来计算市场类综合异象指数、基本面类综合异象指数和事件类综合异象指数。

### 3.2.3 公司特征变量

参考资产定价和分析师领域的相关文献，在检验分析师关注度中的信息含量时，笔者考虑加入与资产定价方面相关的特征变量，这方面变量包括，基于 CAPM 模型计算的市场风险的因子荷载 (*beta*)、股票市值 (*lmkt*)、账面价值比 (*BM*)。而另一方面，在检验分析师是否有效利用股票市场异象信息时，笔者主要考虑控制企业规模 (*lasset*)、企业年龄 (*lage*)、是否被四大会计事务所审计 (*big4\_audit*)、是否为国有企业 (*soe*)、大股东持股比例 (*firstholder*)、第 2 到 10 大股东持股比例 (*share2\_10*)、管理层持股比例 (*man\_ratio*)、董事会规模 (*boardmember*)、独董比例 (*ind\_ratio*) 等公司特征变量，这些因素被认为与公司

的信息不对称和公司治理因素有关，同时影响分析师获取信息的成本和股票收益表现。需要说明的是，这里笔者并没有考虑控制与资产定价方面相关的特征变量，这是因为笔者构建的综合异象指数（特别是市场类异象指数）中已经包含了这些方面因素的定价信息。上述指标变量的具体构建方法如表 2 所示。

表 2 核心变量的定义及构建说明

变量名称	变量符号	构建说明
<b>Panel A: 股票收益率及异象指数变量</b>		
股票超额收益率	<i>Ret</i>	考虑现金再投入的股票月收益率减去无风险收益率。无风险收益率为一年期定期存款利率，并进行月度调整
股票综合异象指数	<i>Net</i> <i>Com</i>	
市场类异象综合指数	<i>MNet</i> <i>MCom</i>	基于 Engelberg et al. (2018) 和 Stambaugh et al. (2015) 的方法分别构建综合异象指数和各类异象综合指数，具体详见附录 1 和 2
基本面类异象综合指数	<i>FNet</i> <i>FCom</i>	
事件类异象综合指数	<i>ENet</i> <i>ECom</i>	
<b>Panel B: 分析师关注变量</b>		
分析师关注人数	<i>Ana_cov</i>	每月股票被分析师跟踪的人数
分析师研报数	<i>Ana_res</i>	每月股票被分析师跟踪且收到的研报数量
<b>Panel C: 控制变量</b>		
市场风险的因子荷载	<i>beta</i>	基于 CAPM 模型计算的市场风险的因子荷载
股票市值	<i>lmkt</i>	股票流通市值的对数
账面价值比	<i>BM</i>	股票的账面价值比率
企业年龄	<i>lage</i>	企业成立至今的月份数加 1 的对数
是否被四大会计事务所审计	<i>big4_audit</i>	审计报告是否来源于四大会计事务所，是为 1，否则为 0
是否国有企业	<i>soe</i>	是否为国有企业，是则为 1，否则为 0
大股东持股比例	<i>firstholder</i>	公司第 1 大股东持股占比
第 2 到 10 大股东持股比例	<i>share2_10</i>	公司第 2 到 10 大股东的持股总和占比
董事会规模	<i>boardmember</i>	上市公司的董事人数
独董比例	<i>ind_ratio</i>	董事会中独立董事的占比
管理层持股比例	<i>man_ratio</i>	管理层持股占比
企业规模	<i>lasset</i>	企业总资产的对数

### 3.3 描述性统计

#### 3.3.1 样本公司的描述性统计

表 3 展示了本文样本中，各年度内平均每月的上市公司数量、分析师关注的公司数量、分析师关注的公司占比以及各年度内被分析师关注的公司中平均每月的关注人数和研报数。从结果来看，2003 年到 2022 年 5 月期间平均每月有 1930 家上市公司。在分析师关注方面，

2003 年分析师平均每月关注的公司数仅为 56 家，而到 2022 年分析师平均每月关注的上市公司数为 1050 家，与此同时，分析师平均每月关注的公司占有所有上市公司的比重也从 2003 年的 5.56% 上升到 2022 年的 25.80%。而从分析师关注的公司来看，样本期间内平均每个公司被 2.65 人次的分析师关注，并获得 2.91 份研报。

表 3 公司样本的描述性统计

年份	月均上市公司数	月均分析师关注公司数	月均分析师关注的公司占比	分析师关注的公司	
				月均关注人次	月均研报数
2003	1010	56	0.0556	1.126	1.131
2004	1095	71	0.0651	1.215	1.273
2005	1153	148	0.128	1.619	1.693
2006	916	189	0.206	1.659	1.786
2007	991	194	0.189	1.659	1.757
2008	1168	376	0.323	2.983	3.178
2009	1320	512	0.385	2.861	3.071
2010	1376	541	0.395	2.92	3.174
2011	1630	655	0.404	2.921	3.153
2012	1941	728	0.376	3.112	3.358
2013	2152	774	0.359	3.067	3.401
2014	1975	707	0.358	2.788	3.198
2015	1675	623	0.373	2.49	2.861
2016	1858	770	0.414	2.64	2.999
2017	2274	872	0.385	3.131	3.523
2018	2716	819	0.303	3.559	3.928
2019	3246	898	0.277	3.488	3.832
2020	3434	934	0.272	3.458	3.827
2021	3718	942	0.254	3.261	3.581
2022	4063	1050	0.258	3.261	3.643
平均每月	1930	583	0.292	2.653	2.909

### 3.3.2 核心变量的描述性统计

表 4 列示了本文核心变量和相关控制变量的描述性统计结果。其中，Panel A 展示了股票异象指数相关变量的描述性统计，而 Panel B 展示了两个分析师关注度变量的描述性统计结果，Panel C 中展示了接下来的回归中控制变量的描述性统计结果。总的来说，本文样本期间内国内上市公司的平均每月的收益率仅为 1%。而从股票市场异象指数来看，除事件类异象指数外，两种方法构建的综合异象指数和各分类异象指数的中位数和平均数基本分布在 0 和 50 左右，该分布较为合理。此外，从样本总体来看，上市公司平均获得 1.01 人次的分析师关注，获得 1.12 份研究报告。

表 4 核心变量的描述性统计

Variable	N	Mean	SD	p25	p50	p75
Panel A: 股票收益率及异象指数						
<i>Ret</i>	445855	0.00978	0.139	-0.0707	-0.00205	0.0754
<i>Net</i>	430951	0.569	5.119	-3	1	4
<i>Com</i>	430951	51.34	8.977	45.28	51.53	57.60
<i>MNet</i>	445855	0.0404	3.517	-2	0	2
<i>MCom</i>	445855	50.47	14.21	40.08	50.71	61.04
<i>FNet</i>	429720	-0.136	3.363	-2	0	2
<i>FCom</i>	429720	49.82	12.03	41.50	49.97	58.31
<i>ENet</i>	371643	0.966	0.768	1	1	1
<i>ECom</i>	371643	71.84	15.87	60	71.50	84.50
Panel B: 分析师关注变量						
<i>Ana cov</i>	445855	1.008	2.580	0	0	1
<i>Ana res</i>	445855	1.119	2.989	0	0	1
Panel C: 控制变量						
<i>beta</i>	445855	1.121	0.297	0.947	1.128	1.301
<i>lmkt</i>	445855	1.698	1.098	0.944	1.552	2.306
<i>BM</i>	445652	0.479	0.348	0.241	0.390	0.612
<i>lage</i>	445855	5.240	0.428	4.997	5.308	5.549
<i>big4_audit</i>	445855	0.0913	0.288	0	0	0
<i>soe</i>	443240	0.453	0.498	0	0	1
<i>firstholder</i>	445851	35.70	15.62	23.47	33.36	46.46
<i>share2_10</i>	445851	23.19	13.63	11.99	22.19	32.85
<i>boardmember</i>	337584	8.865	1.978	8	9	9
<i>ind_ratio</i>	337525	0.367	0.0615	0.333	0.333	0.400
<i>man_ratio</i>	336277	0.105	0.183	1.38e-06	0.000573	0.136
<i>lasset</i>	445853	22.11	1.471	21.10	21.86	22.81

## 4 实证结果与分析

### 4.1 分析师关注度与股票未来收益

#### 4.1.1 分析师关注度的信息含量：投资组合分析

首先，笔者通过探讨和检验分析师关注度中的信息含量，从整体视角评估分析师在多大程度上基于专业性做出关注决策。本文采用日历时间法构建投资组合，并分别基于投资组合分析和 Fama-MacBeth 横截面回归分析两种方法进行检验。采用日历时间法构建投资组合可以避免基于短窗口期的事件研究法在真实环境下难以实施套利策略的局限，同时也有助于区分该收益是源于分析师关注引致的短期价格压力还是通过信息挖掘促进了价值信息的融入。具体的，每月末（ $t$  月）笔者基于分析师关注度进行分组，然后考察各组合在  $t+1$  月的收益。

每月末重新分组并进行调仓。由于样本中，平均来看，分析师每月关注的公司仅占有所有上市公司的 25.8%，直接分组会带来统计谬误。因此，笔者采用另外一种分组方法，笔者首先按照分析师关注与否将样本划分为两组，然后再将分析师关注的公司根据分析师关注度的中位数进一步划分为两组。这样够形成 3 个投资组合，即分析师未关注组合、分析师低关注组合和分析师高关注组合。最后，笔者通过买入分析师高关注组合并卖出分析师未关注组合构建套利对冲策略。在检验时，笔者分别考虑了原始超额收益和经 CAPM 模型、Fama-French 三因子模型和 Fama-French 五因子模型调整后的超额收益。在计算组合收益率时，笔者分别采用了等权重和市值权重进行加权。

表 5 展示了基于分析师关注度分组后投资组合分析的结果。其中，Panel A 和 Panel B 的第 (1) 到 (4) 列分别展示了等权重和市值权重下，基于分析师关注人数 (*Ana\_cov*) 构建的各投资组合的原始超额收益 (*Ret*)、经 CAPM 模型 (*CAPM- $\alpha$* )、Fama-French 三因子 (*FF3- $\alpha$* ) 和五因子模型 (*FF5- $\alpha$* ) 调整后的超额收益。从 Panel A 中第 (1) 列的结果来看，基于分析师人数构建的套利对冲策略（高关注组合-未关注组合）似乎并不能产生显著的原始超额收益。Lee 和 So (2017) 采用原始的分析师关注度构建投资组合时也发现了相似的结果。他们认为，分析师倾向关注规模较大的公司，但规模较大的公司的表现将弱于规模较小的公司，因此规模效应可能部分地抵消了分析师关注度的信息含量，当他们对分析师关注度进行规模调整后就产生了显著的超额收益。因此，笔者认为，第 (1) 列的结果可能是由于未对规模进行调整所致。第 (3) 到 (4) 列的结果证实了笔者的猜想，当使用包含规模因子的 Fama-French 三因子和五因子模型对投资组合进行风险调整后，买入分析师高关注组合并卖出分析师未关注组合分别产生了 0.69% 和 0.48% 的超额收益，且无论在经济意义上还是在 1% 的统计水平上均具有显著性。而 Panel B 中当使用流通市值进行加权时也进一步证实了 Panel A 的结果。为了检验结果的稳健性，笔者还基于分析师研报数 (*Ana\_res*) 来衡量分析师关注度并构建了各投资组合，如表 5 中 Panel C 和 Panel D 所示，检验结果与 Panel A 和 Panel B 基本一致。总的来说，投资组合分析的结果表明，在考虑规模效应后分析师关注度具有一定的收益预测性，能够预测股票的未来表现。

表 5 分析师关注度的收益预测性：投资组合分析

Panel A: 等权重股票组合收益率 (基于 <i>Ana_cov</i> 分组)				
排序变量	<i>Ana_cov</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
组合	<i>Ret</i>	<i>CAPM-<math>\alpha</math></i>	<i>FF3-<math>\alpha</math></i>	<i>FF5-<math>\alpha</math></i>
未关注组合	0.0119 (1.61)	0.0029 (1.11)	-0.0011* (-1.74)	-0.0017** (-2.19)
低关注组合	0.0151** (2.19)	0.0066*** (3.27)	0.0052*** (3.66)	0.0023* (1.80)
高关注组合	0.0146** (2.18)	0.0063*** (3.76)	0.0057*** (3.77)	0.0031** (2.36)

高关注组合-未关注组合	0.0026 (1.18)	0.0034 (1.57)	<b>0.0069***</b> <b>(4.43)</b>	<b>0.0048***</b> <b>(3.69)</b>
-------------	------------------	------------------	-----------------------------------	-----------------------------------

Panel B: 市值权重股票组合收益率 (基于 *Ana\_cov* 分组)

排序组合	<i>Ana_cov</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
组合	<i>Ret</i>	<i>CAPM-<math>\alpha</math></i>	<i>FF3-<math>\alpha</math></i>	<i>FF5-<math>\alpha</math></i>
未关注组合	0.0080 (1.15)	-0.0005 (-0.33)	-0.0025*** (-2.94)	-0.0030*** (-3.34)
低关注组合	0.0105 (1.62)	0.0026* (1.92)	0.0032** (2.39)	0.0011 (0.88)
高关注组合	0.0101 (1.57)	0.0026* (1.93)	0.0046*** (5.29)	0.0031*** (4.68)
高关注组合-未关注组合	0.0020 (0.78)	0.0031 (1.22)	<b>0.0071***</b> <b>(5.48)</b>	<b>0.0061***</b> <b>(5.12)</b>

Panel C: 等权重股票组合收益率 (基于 *Ana\_res* 分组)

排序变量	<i>Ana_res</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
组合	<i>Ret</i>	<i>CAPM-<math>\alpha</math></i>	<i>FF3-<math>\alpha</math></i>	<i>FF5-<math>\alpha</math></i>
未关注组合	0.0119 (1.61)	0.0029 (1.11)	-0.0011* (-1.74)	-0.0017** (-2.19)
低关注组合	0.0149** (2.17)	0.0066*** (3.27)	0.0052*** (3.66)	0.0023* (1.80)
高关注组合	0.0150** (2.25)	0.0063*** (3.76)	0.0057*** (3.77)	0.0031** (2.36)
高关注组合-未关注组合	0.0031 (1.37)	0.0034 (1.57)	<b>0.0069***</b> <b>(4.43)</b>	<b>0.0048***</b> <b>(3.69)</b>

Panel D: 市值权重股票组合收益率 (基于 *Ana\_res* 分组)

排序变量	<i>Ana_res</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
组合	<i>Ret</i>	<i>CAPM-<math>\alpha</math></i>	<i>FF3-<math>\alpha</math></i>	<i>FF5-<math>\alpha</math></i>
未关注组合	0.0080 (1.15)	-0.0005 (-0.33)	-0.0025*** (-2.94)	-0.0030*** (-3.34)
低关注组合	0.0102 (1.58)	0.0026* (1.92)	0.0032** (2.39)	0.0011 (0.88)
高关注组合	0.0104 (1.62)	0.0026* (1.93)	0.0046*** (5.29)	0.0031*** (4.68)
高关注组合-未关注组合	0.0024 (0.90)	0.0031 (1.22)	<b>0.0071***</b> <b>(5.48)</b>	<b>0.0061***</b> <b>(5.12)</b>

注: 括号内为 t 值, 并基于 Newey-West (1987) 进行了标准差调整, 最优滞后阶数为 5。\*, \*\*和\*\*\*分别代表在 10%、5%和 1%的显著性水平下显著。*Ret*、*CAPM- $\alpha$* 、*FF3- $\alpha$*  和 *FF5- $\alpha$*  分别展示了使用等权重加权和流通市值加权计算的月度原始超额收益率、月度经 CAPM 模型、月度经 Fama-French 三因子和五因子模型调整后的股票超额收益率。下同。



#### 4.1.2 分析师关注度的信息含量：持续性分析

基于前文的研究，笔者发现分析师关注度对股票未来收益具有一定的预测性，但这种收益预测性可能来源于两个方面：一个是分析师关注度中确实具有一定的信息含量；另一个则可能是由分析师关注度增加带来的短期价格压力。基于行为金融学的有限关注理论，投资者关注力是有限的，投资者会把关注力放到一些有吸引力的股票，所以投资者关注力高的股票会在短期内出高估，而那些被投资者忽视的股票会出现低估。而在之后，随着价值回归，投资者关注度高的股票在长期出现反转获得较低的收益，而关注度低的股票会在长期获得较高的收益。分析师作为市场中的重要中介，分析师对于某只股票关注度的提升，也会吸引更多投资者的关注。因此，分析师关注度增加可能会引致股价的短期上升，表现出对股票短期收益的预测性，但这并不意味分析师关注决策中具有信息含量。

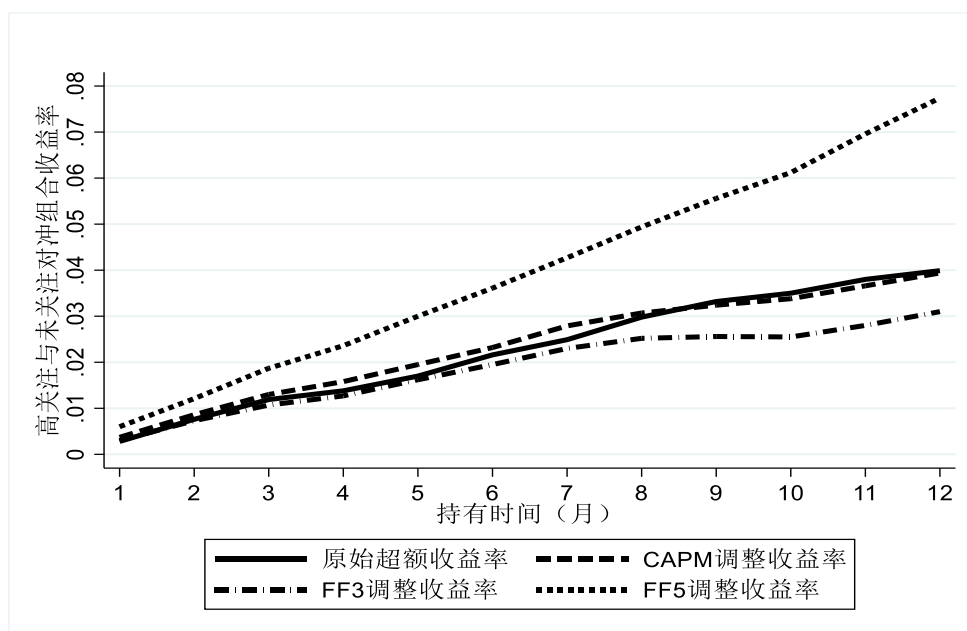


图 1 高关注与未关注套利对冲组合的累积持有收益

注：图例中 FF3 调整收益率指代采用 Fama-French 三因子模型调整后的收益率，而 FF5 调整收益率指代采用 Fama-French 五因子模型调整后的收益率。纵坐标为组合收益率，横坐标为持有该组合的月数。

为了区分两种效应，笔者将前文构建的套利组合的持有期延长至 12 个月，考察套利组合累积 12 个月的超额收益的变化。具体的，每月末，笔者根据前文的分组方法通过买入分析师高度关注的股票卖出分析师未关注的股票构建套利对冲组合，并分别计算从买入套利组合并持有 12 个月期间的累积原始超额收益、CAPM 模型调整后的累积超额收益、Fama-French 三因子模型和五因子模型调整后的累积超额收益。这里，笔者采用的是长期累积超额收益的计算方法，通过每月向前滚动五年的月度数据来估计每只股票在各风险调整模型的因子荷载并计算相应模型下的每月必要收益率，然后聚合成套利对冲组合的必要收益率。最后，笔者通过将买入并持有不同期限的累积原始超额收益减去买入并持有对应期限的累积必要收益

得到风险调整后的长期累积超额收益。为了便于展示，笔者这里仅以 *Ana\_cov* 变量来衡量分析师关注度并进行分组，然后采用等权重计算套利对冲组合的长期累积收益和长期累积风险调整收益。

图 1 展示了买入并持有该套利对冲组合 1 到 12 个月时的累积超额收益和累积风险调整收益的变化。从图 1 中可以看出，持有该套利对冲组合可以在 1 到 12 个月期间获得持续而显著的累积超额收益，而且套利组合并未发生明显反转。这意味着，分析师关注度对股票收益的预测性不太可能来源于分析师关注行为引致的短期市场反应，分析师关注度中确实具有一定的信息含量。在图 2 中，笔者还进一步展示了样本期限内，基于分析师关注度构建的套利对冲组合（高关注-未关注）在每半年的累积收益表现。在计算每半年的累积收益时采用 Fama-French 三因子模型和五因子模型进行风险调整。其中，上半部分采用等权重对组合收益率进行加权，下半部分则采用市值权重对组合收益率进行加重的结果。从图 2 中可以看出，除了少数几个半年外，绝大多数的年份里通过买入分析师高度关注的股票卖出分析师未关注的股票构建套利对冲组合均能够获得稳定的正向超额收益。总的来说，上述结果表明，分析师关注决策中确实具有一定的信息含量，分析师做出关注决策时体现出了专业性。

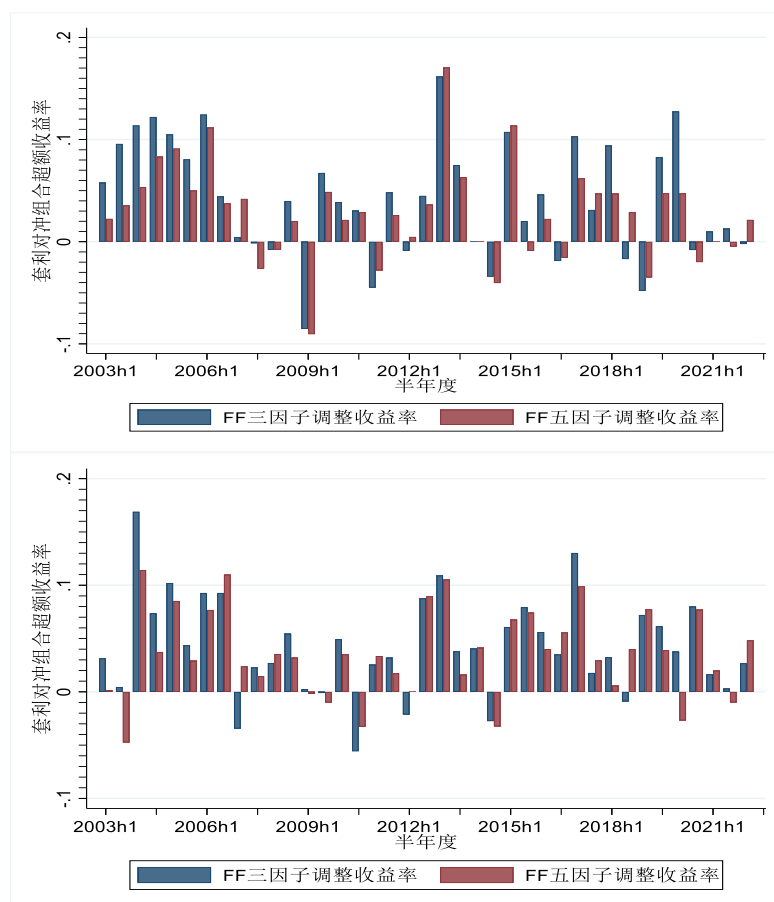


图 2 高关注和未关注套利对冲组合每半年的累积风险调整收益

注：图例中 FF 三因子调整收益率指代采用 Fama-French 三因子模型调整后的收益率，而 FF 五因子调整收

益率指代采用 Fama-French 五因子模型调整后的收益率。纵坐标为组合收益率，横坐标为日期。

#### 4.1.3 分析师关注度的信息含量：Fama-MacBeth 横截面回归分析

为了进一步检验分析师关注度的信息含量，笔者还控制了资产定价领域中常用的特征变量，并设定如下方程进行 Fama-MacBeth 横截面回归分析：

$$Ret_{i,t+1} = \beta_0 + \beta_1 Coverage_{i,t} + \sum Controls + \varepsilon_{i,t} \quad \text{式 (1)}$$

其中，被解释变量  $Ret$  为 t+1 月的股票原始超额收益，解释变量  $Coverage$  分别为 t 月衡量分析师关注度的两个变量指标  $Ana\_cov$  和  $Ana\_res$ 。参考现有研究的常用处理方法，所有解释变量均滞后于股票的原始超额收益。在控制变量方面，笔者参考现有研究中常用的控制变量，加入市场风险  $beta$  来控制股票的波动特征，加入股票市值的对数 ( $lmkt$ ) 和账面价值比 ( $BM$ ) 等与资产定价相关的风险因素及特征。为了体现分析师关注度对股票未来收益的预测性，参考现有研究的常用处理方法，所有控制变量均滞后于股票的原始超额收益 1 期，并采用 Newey-West 方法调整标准误，最优滞后阶数为 5。

表 6 展示了采用 Fama-MacBeth 横截面回归分析的结果。从第 (5) 和 (10) 结果来看，在控制了诸多风险因素后，无论是分析师关注人数 ( $Ana\_cov$ ) 还是发布的研报数 ( $Ana\_res$ ) 都在 1% 的显著性水平上与股票未来收益正相关。特别是在控制了规模和账面价值比风险特征后，这种显著性明显上升（如第 (3) 列和第 (8) 列、第 (4) 列和第 (9) 列），这也进一步证实了投资组合分析的结果，并且与 Lee 和 So (2017) 的研究一致，在控制了规模之后，分析师关注度中确实包含着较高的信息含量。

表 6 分析师关注度与股票短期收益：Fama-MacBeth 横截面回归分析

变量	(1) <i>Ret</i>	(2) <i>Ret</i>	(3) <i>Ret</i>	(4) <i>Ret</i>	(5) <i>Ret</i>	(6) <i>Ret</i>	(7) <i>Ret</i>	(8) <i>Ret</i>	(9) <i>Ret</i>	(10) <i>Ret</i>
<i>Ana_cov</i>	0.0016 (1.48)	0.0017 (1.61)	0.0025*** (3.20)	0.0019* (1.92)	0.0028*** (3.95)					
<i>Ana_res</i>						0.0016 (1.46)	0.0017 (1.58)	0.0023*** (3.00)	0.0019* (1.91)	0.0026*** (3.67)
<i>beta</i>		-0.0006 (-0.14)			-0.0001 (-0.01)		-0.0006 (-0.13)			-0.0001 (-0.02)
<i>lmkt</i>			-0.0044*** (-2.87)		-0.0050*** (-3.36)			-0.0044*** (-2.83)		-0.0049*** (-3.31)
<i>BM</i>				0.0107** (2.50)	0.0118*** (3.26)				0.0107** (2.49)	0.0117*** (3.25)
<i>cons</i>	0.0122* (1.65)	0.0130* (1.94)	0.0189** (2.33)	0.0080 (1.10)	0.0167** (2.29)	0.0122* (1.66)	0.0130* (1.94)	0.0189** (2.32)	0.0080 (1.10)	0.0168** (2.29)
<i>N</i>	444812	444812	444812	444611	444611	444812	444812	444812	444611	444611
<i>r2</i>	0.0116	0.0323	0.0409	0.0327	0.0732	0.0111	0.0319	0.0408	0.0323	0.0731

注：括号内为 t 值，并基于 Newey-West（1987）进行了标准差调整，最优滞后阶数为 5。在本文的所有 Fama-MacBeth 回归分析中均使用该统计量，后文不再赘述。\*，\*\*和\*\*\*分别代表在 10%、5%和 1%的显著性水平下显著。在本文的后续表格中均具有相同含义，不再赘述。

接着，笔者还基于式（1），将被解释变量分别替换为未来多月的收益率，进一步检验分析师关注度对股票未来多期收益的预测性，结果如表 7 所示。其中，Panel A 和 Panel B 中的第（2）列到第（3）列展示了在 t 月采用两种方法计算的分析师关注度对于股票在 t+2 月（*F2ret*）和 t+3 月（*F3ret*）的收益预测性。结果显示，两种分析师关注度均能够至少在 5% 的显著水平上预测股票在未来第 2 个月（*F2ret*）和第 3 个月（*F3ret*）的收益。而在第（4）到（8）列中，分别展示了分析师关注度对未来 1 到 3 月（*car3\_ret*），4 到 6 月（*car46\_ret*）、7 到 9 月（*car79\_ret*）、10 到 12 月（*car1012\_ret*）以及 4 到 12 月（*car412\_ret*）期间累积收益的预测性。结果显示，分析师关注度与股票未来多期收益之间均保持着正相关性，且至少在 5% 的水平上显著。这意味着，分析师关注度对股票长期收益表现具有预测性，而且更为重要的是，这进一步证明了投资组合分析中的结果，分析师关注度对股票未来收益的预测性主要源于分析师关注度中确实具有一定的信息含量，而非分析师关注引致的短期市场反应，分析师关注决策时主要表现出专业性。

表 7 分析师关注度与股票长期收益：Fama-MacBeth 横截面回归分析

Panel A: 基于分析师关注人数的结果								
变量	(1) <i>Ret</i>	(2) <i>F2ret</i>	(3) <i>F3ret</i>	(4) <i>car3_ret</i>	(5) <i>car46_ret</i>	(6) <i>car79_ret</i>	(7) <i>car1012_ret</i>	(8) <i>car412_ret</i>
<i>Ana_cov</i>	0.0028*** (3.95)	0.0021*** (3.38)	0.0016** (2.57)	0.0067*** (3.93)	0.0056*** (3.53)	0.0051*** (3.60)	0.0043*** (3.19)	0.0164*** (4.43)
<i>beta</i>	-0.0001 (-0.01)	-0.0043 (-1.01)	-0.0050 (-1.17)	-0.0122 (-1.03)	-0.0152 (-1.35)	-0.0105 (-1.07)	-0.0069 (-0.74)	-0.0331 (-1.34)
<i>lmkt</i>	-0.0050*** (-3.36)	-0.0042*** (-2.97)	-0.0034** (-2.41)	-0.0124*** (-2.91)	-0.0107*** (-2.79)	-0.0119*** (-3.05)	-0.0119*** (-3.27)	-0.0266*** (-2.78)
<i>BM</i>	0.0118*** (3.26)	0.0080** (2.36)	0.0055 (1.63)	0.0284*** (2.77)	0.0159* (1.67)	0.0170* (1.85)	0.0131 (1.39)	0.0595*** (2.61)
<i>cons</i>	0.0167** (2.29)	0.0210*** (2.82)	0.0230*** (3.00)	0.0630*** (2.85)	0.0682*** (3.05)	0.0664*** (2.93)	0.0630*** (2.74)	0.1942*** (3.24)
<i>N</i>	444611	437619	431463	430667	412671	399770	388302	374326
<i>r2</i>	0.0732	0.0709	0.0666	0.0792	0.0713	0.0648	0.0592	0.0727
Panel B: 基于分析师研报数的结果								
变量	(1) <i>Ret</i>	(2) <i>F2ret</i>	(3) <i>F3ret</i>	(4) <i>car3_ret</i>	(5) <i>car46_ret</i>	(6) <i>car79_ret</i>	(7) <i>car1012_ret</i>	(8) <i>car412_ret</i>
<i>Ana_res</i>	0.0026*** (3.67)	0.0020*** (3.17)	0.0014** (2.26)	0.0061*** (3.57)	0.0053*** (3.56)	0.0047*** (3.44)	0.0040*** (3.17)	0.0151*** (4.32)
<i>beta</i>	-0.0001 (-0.02)	-0.0043 (-1.02)	-0.0050 (-1.18)	-0.0123 (-1.04)	-0.0152 (-1.36)	-0.0105 (-1.07)	-0.0071 (-0.75)	-0.0334 (-1.35)

<i>lmkt</i>	-0.0049*** (-3.31)	-0.0041*** (-2.93)	-0.0034** (-2.39)	-0.0122*** (-2.87)	-0.0106*** (-2.78)	-0.0117*** (-2.99)	-0.0118*** (-3.23)	-0.0262*** (-2.74)
<i>BM</i>	0.0117*** (3.25)	0.0080** (2.35)	0.0055 (1.62)	0.0283*** (2.76)	0.0159* (1.66)	0.0169* (1.84)	0.0130 (1.38)	0.0593** (2.60)
<i>cons</i>	0.0168** (2.29)	0.0210*** (2.82)	0.0230*** (3.00)	0.0631*** (2.86)	0.0682*** (3.05)	0.0664*** (2.93)	0.0631*** (2.75)	0.1945*** (3.25)
<i>N</i>	444611	437619	431463	430667	412671	399770	388302	374326
<i>r2</i>	0.0731	0.0707	0.0665	0.0790	0.0711	0.0645	0.0589	0.0723

注：控制变量包括公式（1）中所有的控制变量，第（1）列的结果均来自表 6。

## 4.2 股票市场异象信息与分析师关注

前文中，笔者证实了分析师关注度中确实具有一定的信息含量，这说明，在整体上，分析师做出关注决策时主要基于专业性的考虑。接下来，笔者进一步探讨分析师在做出关注决策时是否同样体现了专业性，充分利用了各类信息来识别相对低估和高估的股票。从信息渠道来看，分析师做出关注决策时，一方面可以利用市场中具有收益预测性的信息来识别暂时低估的股票。另一方面，可以通过各种沟通渠道、获取公司的私有信息以建立信息优势（Cheng et al., 2016; Han et al., 2018），更准确的评估股票的价值。从专业性的角度，分析师应该充分利用两类信息对股票价值进行判断，并增加对低估股票的关注度。实际上，股票市场异象信息具有很强的收益预测性，而且已经成为一种公开信息，涵盖市场层面、基本面层面和特定事件层面等多个层面信息。从专业性的角度，分析师关注决策时应该有效利用这些公开信息，因而，在整体上，分析师应该更加关注异象信息提示低估的股票，即分析师关注度的高低应该与异象信息的预测方向一致。

在本部分中，笔者将通过检验分析师关注度中是否充分反映了所有的股票市场异象信息来评估分析师做出关注决策时对于公开信息的使用情况。具体的，笔者每月依据两种方法构建的股票市场异象综合指数（*Net* 和 *Com*）的排序将股票分为 5 组。其中，将异象指数最高组定义为最被低估组，分别设置虚拟变量 *Net\_high* 和 *Com\_high*，而将异象指数最低组定义为最被高估组，分别设置虚拟变量 *Net\_low* 和 *Com\_low*。最后，基于以下回归方程进行检验：

$$\text{Coverage}_{i,t+1} = \beta_0 + \beta_1 \text{Anomal\_high}_{i,t} + \beta_2 \text{Anomal\_low}_{i,t} + \sum \text{Controls} + \lambda_t + \delta_i + \varepsilon_{i,t} \quad \text{式(2)}$$

其中，被解释变量 *Coverage* 为 t+1 月衡量分析师关注度的两个变量（*Ana\_cov* 和 *Ana\_res*）。解释变量 *Anomaly\_high* 取虚拟变量 *Net\_high*（或 *Com\_high*），这意味着在 t 月基于股票市场异象综合指数 *Net*（或 *Com*），股票被定义为最被低估组。*Anomaly\_low* 取虚拟变量 *Net\_low*（或 *Com\_low*），即在 t 月基于股票市场异象综合指数 *Net*（或 *Com*），股票被定义为最被高

估组。考虑到分析师对于异象信息的反应可能具有一定的时滞性，因此，分析师关注度领先于股票市场异象信息一期。控制变量（*Controls*）方面，笔者主要考虑控制信息获取成本差异对分析师关注决策的影响，故主要控制公司特征方面的因素，包括企业规模（*lasset*）、企业年龄（*lage*）、是否被四大会计事务所审计（*big4\_audit*）、是否为国有企业（*soe*）、大股东持股比例（*firstholder*）、第2到10大股东持股比例（*share2\_10*）、管理层持股比例（*man\_ratio*）、董事会规模（*boardmember*）、独董比例（*ind\_ratio*）等变量，这些因素被认为与公司的信息不对称和公司治理因素有关，同时影响分析师研究报告的质量和获取信息的成本。所有控制变量取滞后一期。需要说明的是，在资产定价领域和分析师领域中，一般还考虑控制股票过去一段时间的收益率、股票的换手率、股票市值、账面价值比、波动性等与股票收益相关的特征因素。但考虑到笔者构建的综合异象指数（特别是市场类异象指数）中包含了这些信息，故笔者仅控制同时影响公司信息环境和分析师关注决策的控制变量。最后，笔者还进一步控制公司层面（ $\delta_t$ ）和时间层面（年-月， $\lambda_t$ ）的双向固定效应，并在公司和年-月层面对标准误进行聚类调整。

表 8 分析师关注度与股票市场异象信息

变量	(1) <i>Ana_cov</i>	(2) <i>Ana_cov</i>	(3) <i>Ana_cov</i>	(4) <i>Ana_cov</i>	(5) <i>Ana_res</i>	(6) <i>Ana_res</i>	(7) <i>Ana_res</i>	(8) <i>Ana_res</i>
<i>Net_high</i>	-0.2011*** (-8.20)	-0.2078*** (-7.54)			-0.2270*** (-8.18)	-0.2374*** (-7.59)		
<i>Net_low</i>	0.1252*** (6.56)	0.1271*** (5.73)			0.1418*** (6.50)	0.1427*** (5.59)		
<i>Com_high</i>			-0.2152*** (-8.82)	-0.2037*** (-7.64)			-0.2433*** (-8.75)	-0.2320*** (-7.65)
<i>Com_low</i>			0.0885*** (4.36)	0.0783*** (3.35)			0.0989*** (4.26)	0.0861*** (3.18)
<i>lage</i>		0.3800** (2.25)		0.3772** (2.23)		0.4737** (2.43)		0.4706** (2.42)
<i>big4_audit</i>		0.2664*** (3.05)		0.2626*** (3.01)		0.2913*** (2.94)		0.2869*** (2.89)
<i>soe</i>		-0.2021*** (-2.65)		-0.2022*** (-2.65)		-0.2259*** (-2.62)		-0.2260*** (-2.62)
<i>firstholder</i>		0.0060*** (2.80)		0.0060*** (2.80)		0.0065*** (2.61)		0.0065*** (2.61)
<i>share2_10</i>		0.0129*** (6.54)		0.0130*** (6.58)		0.0143*** (6.40)		0.0144*** (6.44)
<i>boardmember</i>		-0.0003 (-0.02)		-0.0004 (-0.03)		-0.0025 (-0.16)		-0.0026 (-0.17)
<i>ind_ratio</i>		0.6584* (1.85)		0.6581* (1.85)		0.7985* (1.91)		0.7981* (1.91)
<i>man_ratio</i>		0.3892* (1.85)		0.3957* (1.85)		0.4982* (1.91)		0.5056** (1.91)

		(1.73)		(1.76)		(1.95)		(1.98)
<i>lasset</i>		0.3796***		0.3763***		0.4283***		0.4246***
		(8.19)		(8.12)		(7.76)		(7.70)
<i>cons</i>	1.0217***	-10.0325***	1.0407***	-9.9292***	1.1330***	-11.5630***	1.1549***	-11.4466***
	(291.18)	(-6.48)	(232.59)	(-6.42)	(279.79)	(-6.35)	(219.14)	(-6.29)
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	430901	323476	430901	323476	430901	323476	430901	323476
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3678	0.3785	0.3677	0.3783	0.3511	0.3612	0.3510	0.3610

注：括号内为 t 值，笔者在个股和年-月层面加入固定效应，并在相同维度进行聚类标准误调整。

表 8 报告了分析师关注度与股票异象信息的回归结果。其中，第（1）到（4）列中，笔者采用分析师关注人数衡量的分析师关注度。从回归结果来看，*Net\_high* 和 *Com\_high* 均在 1% 的水平上显著为正，而 *Net\_Low* 和 *Com\_Low* 的结果均在 1% 的水平上显著为负，这就意味着，相比于股票市场异象信息提示并不存在低估或高估的股票，分析师会显著增加对异象信息提示高估股票的关注程度，但是反而降低了对异象信息提示低估股票的关注。在控制了影响分析师关注度以及分析师行为决策质量的信息不对称因素以及公司治理因素后，分析师仍然表现出对异象信息的“错误”反应。从经济意义上讲，以第（4）列的结果为例，分析师对于高估股票的关注度相对于低估股票的关注度增加了 0.282 (0.0783+0.2037)，而分析师关注度的样本均值为 1.008，这意味着，平均意义而言，分析师相比于低估的股票对于高估股票的关注程度增加了 28.0% (0.282/1.008)。无论是从统计意义上还是经济意义上，分析师做出关注决策时似乎并没有充分利用所有的股票市场异象信息，分析师关注度中的信息与异象提示信息相反。为了增强结果的稳健性，笔者还采用分析师研报数来衡量分析师关注度进行检验，检验结果与第（1）到（4）列的结果高度一致，具体结果如表 8 的第（5）到（8）列所示。

总的来说，表 8 的结果表明，分析师在做出关注决策时并未充分利用国内股票市场所有的股票市场异象信息。该结果也与 Jegadeesh et al. (2004)、Guo et al. (2020) 和陆蓉等 (2021) 等基于分析师评级行为的结果基本一致，这说明，分析师关注行为与评级行为反映了相似的行为模式。

### 4.3 各类股票市场异象信息与分析师关注行为表现差异

前述结果发现，在国内股票市场中，当综合了所有股票市场异象信息的综合异象指数提示股票低估时，分析师并未增加对该股票的关注，不仅如此，分析师反而会增加对高估股票的关注（这些股票在未来的收益表现一般较差）。Jegadeesh et al. (2004)、Guo et al. (2020) 和陆蓉等 (2021) 等基于分析师评级行为的研究也发现了相似的结果。然而，他们的研究表明，虽然分析师不能完全利用所有的股票市场异象信息，但可以部分地利用一些与基本面相关的异象信息，分析师表现出了一定的异象挖掘能力。特别是考虑到分析师往往是金融或会

计专业出身，因此可能会利用一些基本面类异象的收益信息。

为此，在本部分中，笔者进一步探究分析师做出关注决策时对于各类股票市场异象信息的行为表现差异。具体的，每月笔者依据市场类异象综合指数  $MNet$ （或  $MCom$ ）、基本面类异象综合指数  $FNet$ （或  $FCom$ ）和事件类异象综合指数  $ENet$ （或  $ECom$ ）的排序分别将股票分为 5 组，将指数最高组定义为该类异象信息提示低估组，并分别设置虚拟变量  $MNet\_high$ （ $MCom\_high$ ）、 $FNet\_high$ （ $FCom\_high$ ）以及  $ENet\_high$ （ $ECom\_high$ ），而将指数最低组定义为该类异象信息提示最被高估组，分别设置虚拟变量  $MNet\_low$ （ $MCom\_low$ ）、 $FNet\_low$ （ $FCom\_low$ ）以及  $ENet\_low$ （ $ECom\_low$ ）。然后，笔者将各分类异象指数构建的上述虚拟变量依次替换公式（2）中的  $Anomaly\_high$  和  $Anomaly\_low$  变量进行 OLS 回归分析。

表 9 为分析师关注度与各类股票市场异象指数的回归结果。其中，Panel A 为基于分析师关注人数衡量分析师关注度的结果。从第（1）列和第（2）列的结果可以看出， $Anomaly\_high$  的结果分别为 -0.2113 和 -0.2332，且均在 1% 水平上显著为负，而  $Anomaly\_low$  的结果分别为 0.3360 和 0.3059，且均在 1% 水平上显著为正，这意味着分析师关注度中的信息与市场类异象的提示信息并不一致，即相比于市场类异象信息提示不存在高估和低估的股票，分析师会显著增加对市场类异象信息提示高估股票的关注度，并降低该类异象信息提示低估股票的关注度。而从经济意义上看，以第（1）列为例，对于市场类异象的提示信息，分析师对于该类异象信息提示高估股票的关注度相对于该类异象信息提示低估股票的关注度高出了 0.5473（ $0.336+0.2113$ ），而分析师关注度的样本均值为 1.008，这意味着，相比于市场类异象信息提示低估的股票，分析师对高估股票的关注度高出了 54.29%（ $0.5473/1.008$ ）。无论是统计意义还是经济意义上来看，分析师倾向关注市场类异象信息提示高估的股票而较少关注该类异象信息提示低估的股票，这意味着分析师关注决策中并没有充分利用市场类异象信息。

表 9 分析师关注度与各类股票市场异象信息

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
$Anomaly=$	$MNet$	$MCom$	$FNet$	$FCom$	$ENet$	$ECom$
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$Ana\_cov$	$Ana\_cov$	$Ana\_cov$	$Ana\_cov$	$Ana\_cov$	$Ana\_cov$
$Anomaly\_high$	-0.2113*** (-11.22)	-0.2332*** (-11.98)	0.0291 (1.01)	0.0710** (2.50)	0.1297* (1.66)	0.0120 (0.34)
$Anomaly\_low$	0.3360*** (10.13)	0.3059*** (8.75)	-0.0677*** (-3.74)	-0.1445*** (-7.24)	0.0731*** (2.75)	0.0484* (1.92)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$N$	334339	334339	322703	322703	282451	282451
$r^2$	0.3793	0.3790	0.3775	0.3779	0.3817	0.3816
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
$Anomaly=$	$MNet$	$MCom$	$FNet$	$FCom$	$ENet$	$ECom$



	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2364*** (-11.13)	-0.2642*** (-11.88)	0.0321 (0.95)	0.0796** (2.34)	0.1428 (1.65)	0.0216 (0.54)
<i>Anomaly_low</i>	0.3863*** (10.37)	0.3502*** (8.94)	-0.0805*** (-3.85)	-0.1647*** (-7.04)	0.0793** (2.58)	0.0509* (1.73)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	334339	334339	322703	322703	282451	282451
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3618	0.3615	0.3602	0.3606	0.3641	0.3639

注：括号内为 t 值，笔者在个股和年-月层面进行聚类标准误调整。控制变量包含公式 (2) 中所有控制变量。

从 Panel A 中第 (3) 列和第 (4) 的结果可以看出，*Anomaly\_high* 的结果分别为 0.0291 和 0.0710，前者并不显著，而后者在 1% 水平上显著为正。而 *Anomaly\_low* 的估计结果分别为 -0.0677 和 -0.1445，且均在 1% 水平上显著为负，这意味着分析师关注度中的信息与基本面类异象信息的方向表现出一致性，即相比于基本面类异象信息提示不存在高估和低估的股票，分析师会增加对基本面类异象信息提示低估股票的关注度，并降低对于该类异象信息提示高估股票的关注度。而从经济意义上看，以较为保守的第 (3) 列为例，对于基本面类异象信息，分析师对该类异象信息提示低估股票的关注度相对于该类异象信息提示高估股票的关注度高出了 0.0968 (0.0291+0.0677)，而分析师关注度的样本均值为 1.008，这意味着，相比于基本面类异象信息提示高估的股票，分析师对低估股票的关注度平均高出了 9.60%。因此，综合经济意义和统计意义来看，分析师倾向关注基本面类异象信息提示低估的股票而较少关注该类异象信息提示高估的股票。这意味着，分析师在做出关注决策时能够充分利用基本面类异象信息，这也与 Lee 和 So (2017)、张然等 (2017) 等发现相一致，分析师的行为决策中反映了其对于股票基本面信息的预测。

此外，从 Panel A 中第 (5) 列和第 (6) 的结果可以看出，*Anomaly\_high* 的估计系数分别为 0.1297 和 0.0120，前者在 10% 水平上显著为正，而后者并不显著。而 *Anomaly\_low* 的结果分别为 0.0731 和 0.0484，且均至少在 5% 水平上显著为正。两个事件类异象指数的结果表现出不一致的信息，而考虑到事件类异象指数主要基于较少异象数进行衡量，因此，该结果可能是因为在合成事件类异象指标时混杂了更多的噪声信息，导致该结果的不一致。最后，为了检验上述结果的稳健性，在 Panel B 中，笔者还基于分析师研报数衡量分析师关注度进行检验，检验结果与 Panel A 中的结果相一致。

总的来说，表 9 的研究结果表明，分析师关注度中的信息与市场类异象的提示信息并不一致，分析师倾向关注该类异象信息提示高估的股票，反而较少关注该类异象信息提示低估的股票。同时，分析师关注度中的信息与基本面类异象信息较为一致，分析师倾向关注该类异象信息提示低估的股票，较少关注该类异象信息提示高估的股票。而事件类异象的结果并

不明确。概言之，上述结果表明，分析师在做出关注决策时主要利用了基本面类异象信息而忽视了市场类异象信息，该结果也部分地解释了分析师关注度中蕴含的信息在总体上与异象提示信息不一致，但同时提供了具有价值的信息。

## 4.4 分析师关注、股票市场异象信息与股票未来收益

前述研究发现，分析师在做出关注决策时并没有充分利用所有的异象信息来识别相对低估的股票，而这可能由两个方面的原因导致：一方面，分析师可能具有更广阔的信息渠道，因此关注度中可能包含着股票市场异象信息以外私有信息，而如果这些私有信息更具有信息含量，抵消了异象中的信息，那么分析师则可能会表现出与股票市场异象信息不一致的行为决策；另一方面，分析师可能完全由于行为偏差而导致其不能有效利用股票市场中全部的异象信息。为了区分这两个方面的观点，笔者分别采用投资组合分析和 Fama-MacBeth 横截面回归分析进行探讨，通过此方面的分析和探讨也将系统检验分析师关注在提升资本市场效率方面的作用。

### 4.4.1 投资组合分析

这里，笔者通过检验在控制股票市场异象信息的条件下分析师关注度是否具有收益预测性<sup>1</sup>来探讨分析师关注决策中所包含的私有信息。如果分析师关注决策中包含着股票市场异象信息以外的私有信息，那么在控制股票异象信息后，分析师关注度应该仍具有一定的收益预测性。具体的，笔者每月底根据综合异象指数（*Net* 和 *Com*）和分析师关注度（*Ana\_cov*）进行独立的双重排序。其中，分析师关注度的分组方法与前文一致，在每月底，笔者根据分析师关注度将股票分为 3 组，包括分析师未关注组、分析师低关注组和分析师高关注组。同时，笔者根据综合异象指数（*Net* 和 *Com*）将所有股票分为 5 组。其中，综合异象信息提示最被高估的组为卖出组（*Short*），综合异象信息提示最被低估组为买入组（*Long*）。然后，笔者根据综合异象指数的 *Long* 组和 *Short* 组与 3 个分析师关注度组合进行交叉分组，得到 6 个投资组合。再后，笔者构建了多个套利对冲组合，并分别计算各投资组合未来一期的原始超额收益。在计算各组合收益时，笔者分别采用等权重和市值权重进行加权。最后，笔者分别采用 Fama-French 三因子模型和 Fama-French 五因子模型对各投资组合的超额收益进行风险调整，得到风险调整后的超额收益。

表 10 的 Panel A 展示了各投资组合中采用 Fama-French 三因子模型进行风险调整后的超额收益以及相对应的 t 值，而 Panel B 则展示了各投资组合中采用 Fama-French 五因子调整后的超额收益以及相对应的 t 值。表 10 的结果呈现出三个特征：（1）尽管分析师关注度中的信息往往与股票异象提示信息不一致，但在股票异象信息提示高估的股票中，分析师关

---

<sup>1</sup> 从前文中发现，两种方法构建的分析师关注度指标几乎呈现一致的结果，这里笔者仅以分析师关注人数（*Ana\_cov*）衡量分析师关注度进行分析。

注度仍表现出显著的收益预测性。以 Panel A 中第 4 列的结果为例，在异象信息提示高估的股票中，基于买入分析师高度关注的股票卖出分析师未关注的股票每月将产生 1.2% 的风险调整收益，且该收益在 1% 水平上显著。(2) 在股票异象信息提示低估的股票中，分析师高度关注的股票并没有产生显著的超额收益，即 Long 组中，买入分析师高度关注的股票卖出分析师未关注的股票并不能获得更高收益。(3) 无论分析师关注度如何，股票异象信息都表现出了显著的收益预测性，其表现在所有的 Long-Short 组合均能在 1% 水平上产生显著的经风险调整的超额收益，但相比于分析师未关注的股票，分析师关注度高的股票中 Long-Short 组合的收益反而降低了。上述结果意味着，分析师关注度中确实提供了股票异象信息以外增量信息，分析师更加关注异象信息提示高估的股票并不完全来源于行为偏差，分析师确实能够识别出未来表现相对较好的股票。此外，在高关注组中股票市场异象的收益较低，这也与现有研究中广泛验证的分析师发挥了信息中介的作用的观点相一致，即分析师关注加速了信息流动、缓解了信息不对称和提升了股票流动性，并因此降低了投资者对于风险的溢价水平 (Hong et al., 2000; Gu 和 Xu, 2019; Chen et al., 2020)。

既然分析师关注度中包含一定的私有信息，那么，分析师关注度中的私有信息是否足以抵消股票市场异象信息的收益预测性呢？换句话说，分析师关注决策时其利用的私有信息是否足以抵消分析师不能充分利用股票市场异象信息带来的信息损失呢？为此，笔者参考 Jegadeesh et al. (2004)、Edelen et al. (2016) 和 Guo et al. (2020) 的方法进一步构建了两种多空对冲组合，一种是分析师关注度与异象提示信息相一致的组合 (Consistent)，即买入分析师关注度高且异象信息提示低估的股票并卖出分析师未关注且异象信息提示高估的股票 (Long\高关注-Short\未关注)；另外一种，分析师关注度与异象提示信息不一致的组合 (Inconsistent)，即买入分析师未关注但异象信息提示低估股票卖出分析师关注度高但异象信息提示高估的股票 (Long\未关注-Short\高关注)。如果分析师关注决策时利用的私有信息足以抵消未能充分利用所有股票市场异象信息带来的信息损失，那么不一致组合的收益应该为负。反之，如果股票异象信息占主导，那么不一致组合应该为正。

表 10 的结果显示，Inconsistent 组合始终能够产生正向的经风险调整后的收益，而且至少在 5% 水平上显著为正。这意味着，虽然分析师关注度中包含着股票市场异象信息以外的私有信息，但分析师关注决策时利用的私有信息并不足以抵消其未能充分利用股票市场异象信息带来的信息损失，异象信息始终占据主导作用。最后，更为重要的是，基于表 10 的结果可以进一步发现，当异象信息与分析师关注度中的信息不一致时 (Inconsistent)，分析师对于异象信息的“错误”反应并没有加剧错误定价，相反异象收益有所降低，而且明显低于异象信息与分析师关注度信息一致时构建的组合 (Consistent)，该差异也在 1% 水平上显著。上述结果意味着，虽然分析师做出关注决策时并不能充分利用各种异象信息，但分析师关注确实传递了私有信息，促进了私有信息融入股价，并帮助投资者判断股票的内在价值，从而部分抵消了异象信息的收益预测性，这说明，分析师关注行为最终有助于提升股票市场的定



Short	-0.0156*** (-10.32)	-0.0084*** (-3.16)	-0.0057** (-2.27)	0.0100*** (4.33)	-0.0139*** (-8.06)	-0.0097*** (-2.84)	-0.0056** (-1.98)	0.0083*** (3.34)
Long	0.0092*** (8.47)	0.0080*** (4.92)	0.0082*** (5.07)	-0.0010 (-0.73)	0.0060*** (3.75)	0.0056** (2.59)	0.0066*** (3.43)	0.0006 (0.28)
Long-Short	0.0248*** (12.65)	0.0164*** (5.06)	0.0139*** (4.65)	-0.0110*** (-4.72)	0.0199*** (7.62)	0.0154*** (3.61)	0.0122*** (3.12)	-0.0077** (-2.50)
Consistent			0.0238*** (10.21)				0.0205*** (6.90)	
Inconsistent			0.0149*** (4.95)				0.0116*** (3.13)	
Diff=Inconsistent-Consistent			-0.0090*** (-3.01)				-0.0089*** (-2.72)	

注：括号内为 t 值，基于 Newey-West (1987) 进行了标准差调整，最优滞后阶数为 5。\*，\*\*和\*\*\*分别代表在 10%、5%和 1%的显著性水平下显著。

#### 4.4.2 Fama-MacBeth 横截面回归分析

为了进一步检验上文结果的稳健性，笔者也基于投资组合分析的研究思路，采用 Fama-MacBeth 横截面回归分析，进一步控制相关特征变量的潜在影响。具体的，笔者基于前文投资组合分析的分组方法，首先根据综合异象指数 (*Net* 和 *Com*) 将股票划分为 5 组，并将异象信息提示最被高估的组为卖出组 (Short)，将异象信息提示最被低估的组为买入组 (Long)。然后，笔者独立地根据分析师关注度 (*Ana\_cov* 和 *Ana\_res*) 将股票划分为 3 组，即高关注组、低关注组和未关注组。最后，笔者将股票市场异象组合中的 Long 组和 Short 组与 3 个分析师关注组合进行交叉分组，得到 6 个投资组合，并分别设置虚拟变量 *LongUn* (低估且未关注)、*LongLow* (低估且低关注)、*LongHigh* (低估且高关注)、*ShortUn* (高估且未关注)、*ShortLow* (高估且低关注) 和 *ShortHigh* (高估且高关注)。最后，笔者采用 Fama-MacBeth 横截面回归分析，并构造以下回归方程进行检验：

$$\begin{aligned}
 Ret_{i,t+1} = & \beta_0 + \beta_1 LongUn_{i,t} + \beta_2 LongLow_{i,t} + \beta_3 LongHigh_{i,t} + \\
 & \beta_4 ShortUn_{i,t} + \beta_5 ShortLow_{i,t} + \beta_6 ShortHigh_{i,t} + \\
 & \sum Controls + \varepsilon_{i,t}
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

其中，*Ret* 为 t+1 期股票超额收益率，*Controls* 为控制变量。由于异象信息中已经包含了众多与风险特征相关的定价因素，这里的控制变量主要包括公式 (2) 中所有的控制变量，这些因素与信息不对称和公司治理因素有关，可能会影响分析师关注决策和股票收益表现。此外，由于构建的各投资组合变量均为虚拟变量，且均以不存在低估和高估的组合为对照组，因此，各变量之间可以直接比较。这里，笔者主要关注不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 和一致组合 (*LongHigh-ShortUn*) 的收益情况。如果分析师关注决策中的私有信息足以抵消未

能有效利用股票异象信息带来的信息损失，那么应该观察到不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 的收益为负。表 11 报告了基于分析师关注度和综合异象指数分组进行 Fama-MacBeth 回归分析的结果。其中，第 (1) 列和 (2) 展示了基于分析师关注人数 *Ana\_cov* 和综合异象指数 (*Net* 和 *Com*) 分组进行回归分析的结果。而第 (3) 列和 (4) 列则展示了基于分析师研报数 *Ana\_res* 和综合异象指数 (*Net* 和 *Com*) 分组进行回归分析的结果。从结果可以发现，*LongHigh* 的系数均小于 *LongUn* 的系数，而 *ShortHigh* 系数均大于 *ShortUn* 系数，这意味着，对于异象信息提示高估的股票，分析师关注度中蕴含异象信息以外的私有信息，但对于异象信息提示低估的股票，分析师关注度中并未提供增量信息。上述结果也与前文中基于投资组合分析的结果相一致，即分析师对于异象信息的错误反应不完全源于错误行为偏见，分析师关注度中包含着异象信息以外的增量信息，但这主要体现在综合异象信息提示高估的股票组合之中。

这里，笔者更为关注的是，分析师关注度中包含的信息与股票市场异象信息不一致时股票未来收益的表现。表 11 分析师关注、股票市场异象综合信息与股票未来收益：Fama-MacBeth 回归分析的第 (1) 列中，*LongUn* 的系数为 0.0081，而 *ShortHigh* 的系数为 -0.0016，基于此构建的不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 每月能够产生 0.97% 的收益。在第 (2) 列中，基于 *Com* 异象指标与 *Ana\_cov* 分析师关注度指标构建的不一致组合也得到了相似的结果。与此同时，在第 (3) 和第 (4) 列中，基于分析师研报数 *Ana\_res* 与两个股票异象指标 (*Net* 和 *Com*) 的回归结果显示，构建的不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 每月分别产生了 0.85% 和 1.13% 的超额收益。这些结果表明，当分析师关注度与股票市场异象信息提示不一致时，异象信息占据主导作用。这也进一步验证了投资组合分析的结果，说明分析师关注度中虽然包含着一定的私有信息，但该增量信息不足以抵消分析师未能充分利用所有股票异象信息带来的信息损失。此外，更为值得关注的是，在表 11 中，基于分析师关注度信息与股票异象信息构建的不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 产生的收益均低于构建的一致组合 (*LongHigh-ShortUn*) 产生的收益。这些结果同样与投资组合分析的结果一致，说明分析师虽然并不能充分利用所有的异象信息，但分析师关注行为促进了私有信息的融入，帮助投资者判断股票的内在价值，部分的抵消了异象信息收益预测性，最终提升了股票市场的定价效率。

表 11 分析师关注、股票市场异象综合信息与股票未来收益：Fama-MacBeth 回归分析

分组依据：  变量	<i>Ana_cov</i>		<i>Ana_res</i>	
	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>Net</i>	<i>Com</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>
<i>LongUn</i>	0.0081*** (7.66)	0.0093*** (8.29)	0.0081*** (7.65)	0.0092*** (8.27)
<i>LongLow</i>	0.0014 (0.56)	0.0018 (0.85)	0.0027 (1.41)	0.0027 (1.42)

<i>LongHigh</i>	0.0062*** (2.74)	0.0086*** (3.99)	0.0057*** (2.78)	0.0084*** (4.13)
<i>ShortUn</i>	-0.0150*** (-13.17)	-0.0162*** (-14.41)	-0.0150*** (-13.17)	-0.0163*** (-14.42)
<i>ShortLow</i>	-0.0081*** (-2.89)	-0.0083*** (-3.18)	-0.0090*** (-3.23)	-0.0082*** (-3.05)
<i>ShortHigh</i>	-0.0016 (-0.65)	-0.0024 (-1.01)	-0.0004 (-0.15)	-0.0021 (-0.87)
控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	322868	322868	322868	322868
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.0748	0.0763	0.0748	0.0762

注：控制变量包含公式（5-2）中所有的控制变量。

在表 12 中，笔者还采用前文中的分组方法，基于分析师关注度和各类异象的综合指数进行 3\*2 分组，然后采用 Fama-MacBeth 回归分析检验了分析师关注度、各分类异象信息与股票未来收益表现之间的关系。其中，Panel A 中，笔者基于分析师关注人数 (*Ana\_cov*) 与各分类异象指数进行分组，而 Panel B 中，笔者基于分析师研报数 (*Ana\_res*) 与各分类异象指数进行分组。从回归结果来看，Panel A 和 Panel B 的结果基本一致。以 Panel A 为例，笔者发现，对于分析师做出关注决策时不能够有效利用的市场类异象信息，*LongHigh* 的系数均小于 *LongUn*，而对于分析师能够有效利用的基本面类异象信息，*LongHigh* 的系数均大于 *LongUn*。与此同时，对于事件类异象信息，*LongHigh* 的系数均大于 *LongUn*。这意味着，在各类异象信息提示低估的股票中，对于分析师能够有效利用的异象信息而言，分析师关注度中蕴含着异象信息以外的私有信息，但对于分析师未能有效利用的异象信息而言，分析师关注度中也并未提供相应的增量信息。与此同时，*ShortHigh* 的系数均大于 *ShortUn* 的系数，这说明，在各类异象信息提示高估的股票中，分析师关注度中蕴含着异象信息以外的私有信息，分析师能够利用私有信息识别各类异象信息提示高估股票中相对表现较好的股票。更进一步，对表 12 中所有 *LongDown* 和 *ShortUp* 的回归系数进行运算后可以发现，基于分析师关注度与各类股票异象信息构建的 12 个不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 均为正，而且一致组合 (*LongHigh-ShortUn*) 能够获得比不一致组合 (*LongUn-ShortHigh*) 更高的收益。该结果意味着，当分析师关注度中的信息与各类异象信息不一致时，异象信息占据主导作用，但分析师关注确实促进了私有信息的融入，抵消了异象信息的收益预测性，这说明分析师关注行为有助于提升股票市场定价效率。

总的来说，表 12 的结果进一步证明了前述分析的结论，分析师关注度中确实存在异象信息以外的私有信息，分析师在做出关注决策时利用了一些私有信息，但其利用的私有信息并不足以抵消未能有效利用各类股票异象信息带来的信息损失，在分析师关注度中蕴含的信息与股票市场异象信息不一致时，异象信息仍占据主导作用。更为重要的是，虽然分析师在做出关注决策时并没有充分利用各类信息，但的确促进了私有信息的融入，抵消了异象信息

的收益预测性，这意味着，分析师关注行为有助于提升股票市场定价效率。

表 12 分析师关注、各类股票市场异象信息与股票未来收益：Fama-MacBeth 回归分析

Panel A: 分析师人数与各分类异象分组的结果						
分组异象	<i>MNet</i>	<i>FNet</i>	<i>ENet</i>	<i>MCom</i>	<i>FCom</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>
<i>LongUn</i>	0.0093*** (6.54)	0.0059*** (6.16)	0.0023** (2.36)	0.0101*** (6.53)	0.0057*** (5.75)	0.0021* (1.77)
<i>LongLow</i>	0.0016 (0.49)	0.0005 (0.19)	0.0026 (1.64)	0.0073*** (3.19)	0.0004 (0.19)	0.0036 (1.59)
<i>LongHigh</i>	0.0074** (2.22)	0.0069*** (3.27)	0.0033* (1.95)	0.0039* (1.91)	0.0078*** (4.12)	0.0046** (2.10)
<i>ShortUn</i>	-0.0162*** (-12.46)	-0.0059*** (-6.09)	-0.0034*** (-3.08)	-0.0171*** (-11.42)	-0.0064*** (-6.55)	-0.0032*** (-3.30)
<i>ShortLow</i>	-0.0056*** (-2.75)	-0.0025 (-1.02)	0.0010 (0.42)	-0.0062*** (-3.29)	-0.0037 (-1.28)	0.0019 (0.67)
<i>ShortHigh</i>	-0.0015 (-0.60)	-0.0015 (-0.74)	-0.0003 (-0.15)	-0.0000 (-0.01)	-0.0015 (-0.70)	0.0002 (0.08)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	333758	322100	282038	333758	322100	282038
r <sup>2</sup>	0.0777	0.0674	0.0587	0.0790	0.0687	0.0635
Panel B: 分析师研报数与各分类异象分组的结果						
分组异象	<i>MNet</i>	<i>FNet</i>	<i>ENet</i>	<i>MCom</i>	<i>FCom</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>	<i>Ret</i>
<i>LongUn</i>	0.0093*** (6.51)	0.0059*** (6.14)	0.0023** (2.37)	0.0100*** (6.50)	0.0056*** (5.71)	0.0020* (1.75)
<i>LongLow</i>	0.0020 (0.62)	0.0012 (0.54)	0.0033** (2.01)	0.0068*** (3.02)	0.0014 (0.67)	0.0036 (1.42)
<i>LongHigh</i>	0.0054* (1.83)	0.0070*** (3.47)	0.0030* (1.85)	0.0041** (2.07)	0.0077*** (4.22)	0.0044* (1.91)
<i>ShortUn</i>	-0.0162*** (-12.48)	-0.0060*** (-6.12)	-0.0034*** (-3.09)	-0.0171*** (-11.46)	-0.0064*** (-6.60)	-0.0032*** (-3.33)
<i>ShortLow</i>	-0.0060*** (-2.88)	-0.0040 (-1.65)	0.0015 (0.61)	-0.0063*** (-3.22)	-0.0035 (-1.24)	0.0025 (0.89)
<i>ShortHigh</i>	-0.0006 (-0.24)	-0.0000 (-0.02)	0.0003 (0.14)	0.0007 (0.27)	-0.0009 (-0.46)	0.0006 (0.29)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	333758	322100	282038	333758	322100	282038
r <sup>2</sup>	0.0776	0.0674	0.0587	0.0788	0.0686	0.0634

注：控制变量包含公式（5-2）中所有的控制变量。



## 5 稳健性检验

在上述研究基础上,本部分将进一步检验分析师关注与股票市场异象信息之间的关系是否源于一些统计谬误,进行相关的稳健性检验。

### 5.1 采用缩尾方式控制异常值的影响

首先,笔者进一步检验异常值产生的潜在影响。具体的,这里笔者对解释变量中将所有连续解释变量在1%和99%的水平上进行缩尾处理,然后重新基于公式(2)进行检验。具体结果如表13所示。从结果中可以看出,当采用缩尾方式对异象值进行控制后,分析师对于股票市场异象信息反应模式并未发生显著变化,上文发现的结果依旧稳健。

表13 稳健性检验:变化缩尾方式

Panel A: 基于分析师关注人数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2042*** (-7.52)	-0.2029*** (-7.53)	-0.2113*** (-11.17)	-0.2328*** (-11.89)	0.0286 (1.00)	0.0699** (2.46)	0.1310* (1.68)	0.0130 (0.37)
<i>Anomaly_low</i>	0.1250*** (5.62)	0.0761*** (3.20)	0.3350*** (10.09)	0.3051*** (8.72)	-0.0683*** (-3.77)	-0.1448*** (-7.26)	0.0709*** (2.68)	0.0457* (1.83)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703	282451	282451
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3787	0.3785	0.3795	0.3792	0.3778	0.3781	0.3819	0.3818
Panel B: 基于分析师研报数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2325*** (-7.54)	-0.2322*** (-7.57)	-0.2362*** (-11.07)	-0.2636*** (-11.79)	0.0316 (0.94)	0.0785** (2.30)	0.1442* (1.67)	0.0227 (0.56)
<i>Anomaly_low</i>	0.1404*** (5.50)	0.0831*** (3.02)	0.3850*** (10.34)	0.3491*** (8.90)	-0.0811*** (-3.88)	-0.1650*** (-7.05)	0.0765** (2.50)	0.0476 (1.63)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703	282451	282451
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3615	0.3613	0.3621	0.3618	0.3605	0.3608	0.3643	0.3642

注:控制变量包括公式(5-2)中的所有控制变量



个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	268376	268376	277907	277907	267644	267644	231606	231606
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3630	0.3628	0.3637	0.3635	0.3621	0.3625	0.3676	0.3674

注：控制变量包含所有公式（5-2）中的控制变量。

### 5.3 进一步考虑领先-滞后关系

由于分析师对于信息的使用需要一定的时间，因此，在前文中，分析师关注度变量均滞后于股票异象信息。然而也存在另外一种可能，分析师能够及时的捕捉到股票异象信息，而且分析师还可能因为预期效应而提前预判到股票市场异象中的收益预测信息。因此， $t+1$  期的分析师关注度可能更多反映的是分析师对于最新异象信息的反应而非  $t$  期的异象信息。为此，笔者参考 Guo et al.（2020）的方法，检验股票异象形成时分析师关注度的截面特征，即将分析师关注度与股票市场异象形成期调整为同一期进行检验。另一方面，Engelberg et al.（2020）发现分析师纳入异象信息较为缓慢，而且分析师可能也需要更长时间对异象信息进行判断，因此，笔者进一步也考虑采用滞后分析师关注度两期的股票市场异象指数替换公式（2）进行回归分析。表 15 和表 16 给出了调整领先滞后关系后的检验结果，本文发现的结果并没有发生显著地变化。

表 15 进一步考虑领先-滞后关系：同时期的结果

Panel A: 基于分析师关注人数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2608*** (-9.05)	-0.2867*** (-9.60)	-0.2301*** (-11.10)	-0.2731*** (-12.71)	0.0395 (1.36)	0.0563* (1.94)	0.0029 (0.04)	-0.0532 (-1.56)
<i>Anomaly_low</i>	0.2089*** (8.67)	0.1766*** (6.79)	0.5121*** (12.66)	0.5151*** (12.44)	-0.0621*** (-3.28)	-0.1430*** (-6.55)	0.0727*** (2.65)	0.0659*** (2.63)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	322432	322432	322463	322463	321667	321667	273967	273967
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3803	0.3803	0.3851	0.3853	0.3784	0.3787	0.3855	0.3856

Panel B: 基于分析师研报数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.3106*** (-9.38)	-0.3416*** (-9.76)	-0.2567*** (-11.02)	-0.3083*** (-12.54)	0.0382 (1.12)	0.0562* (1.66)	-0.0038 (-0.05)	-0.0499 (-1.30)
<i>Anomaly_low</i>	0.2555*** (8.79)	0.2212*** (7.02)	0.6184*** (12.91)	0.6290*** (12.66)	-0.0672*** (-3.07)	-0.1576*** (-6.26)	0.0781** (2.45)	0.0686** (2.33)

控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	322432	322432	322463	322463	321667	321667	273967	273967
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3634	0.3634	0.3684	0.3687	0.3612	0.3615	0.3681	0.3681

注：控制变量包含公式（5-2）中所有的控制变量。

表 16 进一步考虑领先-滞后关系：股票市场异象信息滞后 2 期的结果

Panel A: 基于分析师关注人数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2074*** (-7.03)	-0.2031*** (-6.88)	-0.2140*** (-10.76)	-0.2330*** (-11.10)	0.0203 (0.70)	0.0682** (2.33)	0.1189 (1.53)	-0.0206 (-0.63)
<i>Anomaly_low</i>	0.0946*** (3.89)	0.0664*** (2.79)	0.3306*** (8.75)	0.3222*** (8.28)	-0.0771*** (-4.22)	-0.1519*** (-7.48)	0.0400 (1.48)	0.0312 (1.23)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	312068	312068	322463	322463	311348	311348	272183	272183
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3802	0.3801	0.3809	0.3809	0.3795	0.3799	0.3873	0.3872

Panel B: 基于分析师研报数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.2333*** (-6.89)	-0.2299*** (-6.79)	-0.2374*** (-10.61)	-0.2606*** (-10.94)	0.0244 (0.72)	0.0758** (2.19)	0.1539* (1.74)	-0.0135 (-0.36)
<i>Anomaly_low</i>	0.1041*** (3.75)	0.0744*** (2.74)	0.3765*** (8.84)	0.3685*** (8.33)	-0.0902*** (-4.30)	-0.1751*** (-7.31)	0.0376 (1.22)	0.0318 (1.07)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	312068	312068	322463	322463	311348	311348	272183	272183
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3629	0.3629	0.3635	0.3635	0.3623	0.3626	0.3695	0.3695

注：控制变量包含公式（5-2）中所有的控制变量。

## 5.4 采用不同的估计方法进行检验

在检验股票异象信息与分析师关注的关系时，笔者采用的是线性回归模型。但考虑到分析师关注度变量为计数变量，故这里采用泊松分布进行检验。同时，考虑到泊松分布具有较为严格的假设条件，且分析师关注变量存在大量的零值，因此，这里，笔者考虑采用高维固定的泊松伪最大似然估计进行检验。表 17 给出了变化估计方法后的回归分析结果，结果显

示，上文中发现的股票异象信息与分析师关注度之间的关系并未发生显著的变化。

表 17 稳健性检验：采用高维固定效应的泊松伪最大似然估计的结果

Panel A: 基于分析师关注人数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.1876*** (-10.27)	-0.2028*** (-10.87)	-0.4141*** (-17.58)	-0.4208*** (-18.65)	0.0193 (1.12)	0.0530*** (3.06)	0.0361 (1.34)	-0.0328 (-1.62)
<i>Anomaly_low</i>	0.1538*** (10.39)	0.1125*** (6.71)	0.2505*** (17.80)	0.2326*** (15.42)	-0.0638*** (-3.73)	-0.1934*** (-8.86)	0.0833*** (4.35)	0.0701*** (3.77)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	314671	314671	325697	325697	313899	313899	273302	273302
<i>Pseudo-R2</i>	0.4654	0.4650	0.4680	0.4682	0.4634	0.4642	0.4717	0.4717
Panel B: 基于分析师研报数的结果								
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>	<i>ENet</i>	<i>ECom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly_high</i>	-0.1876*** (-10.27)	-0.2028*** (-10.87)	-0.4141*** (-17.58)	-0.4208*** (-18.65)	0.0193 (1.12)	0.0530*** (3.06)	0.0361 (1.34)	-0.0328 (-1.62)
<i>Anomaly_low</i>	0.1538*** (10.39)	0.1125*** (6.71)	0.2505*** (17.80)	0.2326*** (15.42)	-0.0638*** (-3.73)	-0.1934*** (-8.86)	0.0833*** (4.35)	0.0701*** (3.77)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	314671	314671	325697	325697	313899	313899	273302	273302
<i>Pseudo-R2</i>	0.4654	0.4650	0.4680	0.4682	0.4634	0.4642	0.4717	0.4717

注：控制变量包含公式（5-2）中所有的控制变量。

## 6 进一步分析与探讨

前文中，笔者发现分析师关注度中的信息与股票异象提示信息不一致时，分析师关注度提供的私有信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失。那么，既然如此，分析师为什么不能利用全部的股票市场异象信息进行决策呢？或者说，到底是哪些因素导致了分析师不能有效利用股票市场异象信息进行决策呢？接下来，笔者将基于理论分析中提出的假说，进一步厘清分析师关注决策的内在逻辑。最后，笔者还考虑分析师不能有效利用这些异象信息是否仅仅是因为这些异象尚未被投资者所熟知。需要说明的是，考虑到前文中，事件类异象的结果并不明确，接下来的分析中，笔者主要考察影响分析师充分利用所有股票市场异象信息、市场类异象信息和基本面类异象信息的因素。

## 6.1 基于理性经济动机的解释

这里，笔者首先探讨机构持股压力假说和个体投资者信息需求假说中的分析，即评估理性的经济动机在多大程度上影响了分析师对于股票异象信息的挖掘。

### 6.1.1 基于机构持股压力的解释

基于理论分析中的推演，在机构持股压力下，分析师的理性选择应该是更加关注那些基本面类异象提示低估且流动性较好、市值较大、交易成本相对较低的股票（此时，市场类异象提示高估的股票），这在一定程度上可以解释前文中的发现，分析师关注度往往与基本面异象提示信息相一致，但与市场类异象信息相左。为了检验机构持股压力是否影响了分析师关注决策中对于股票市场异象信息的有效利用，笔者构建公式（5）进行检验：

$$\begin{aligned} Coverage_{i,t+1} = & \beta_0 + \beta_1 high\_inst_{i,t} + \beta_2 Anomaly_{i,t} + \\ & \beta_3 high\_inst * Anomaly_{i,t} + \sum Controls + \\ & \lambda_t + \delta_i + \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \quad \text{式（5）}$$

其中，*Coverage* 为 t+1 期的分析师关注度变量，*Anomaly* 为 t 期的综合股票市场异象指数和各分类股票市场异象指数。*high\_inst* 为基于机构持股比例定义的虚拟变量。当股票最近一个季度公布的机构持股比例大于该季度均值时，*high\_inst* 取值为 1。反之，*high\_inst* 则取值为 0，此时分析师关注时面临较少的机构持股压力。*high\_inst\*Anomaly* 为 *high\_inst* 和 *Anomaly* 变量的交互项。控制变量包括公式（2）中所有的控制变量，并加入个股（ $\delta_i$ ）和年-月层面的固定效应（ $\lambda_t$ ）。与上文处理一致，笔者在个股和年-月层面进行聚类标准误调整。如果机构持股压力确实在一定程度上影响了分析师对于异象信息的使用，那么，在机构持股压力较大时，分析师应该会更加关注基本面异象信息提示低估的股票和市场类异象信息提示高估的股票，导致分析师关注度与基本面异象提示信息更加一致，而更加与市场类异象提示方向相反。

表 18 展示了机构持股压力对于分析师有效利用股票市场异象信息的影响。其中，Panel A 使用的是分析师人数来衡量分析师关注度，而 Panel B 使用分析师研报数衡量分析师关注度。从 Panel A 的结果来看，第（1）列和第（2）列中 *Anomaly\*high\_inst* 系数均在 1% 水平上显著为负，这意味着，整体而言，当机构持股比例较高时，分析师在做出关注决策时，确实会降低对所有股票市场异象信息的有效利用。而第（3）到（4）列的结果发现，*Anomaly\*high\_inst* 交互项均在 1% 水平上显著为负，第（5）到（6）列的结果为正，且后者在 5% 水平上显著。这意味着，机构持股压力的影响下，分析师会进一步降低对于市场类异象信息的有效利

用，但会提升对基本类异象信息的有效利用。Panel B 的结果与 Panel A 基本一致，该结果表明，在机构持股压力的影响下，分析师更加关注基本面类异象信息提示低估的股票，但同时会更加关注市场类异象信息提示高估的股票，与分析师迎合机构持股的解释相一致。

表 18 股票市场异象信息与分析师关注：机构持股压力的影响

Panel A: 基于分析师人数的结果						
<i>Anomaly=</i>	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>high_inst</i>	0.2027*** (5.08)	0.6094*** (5.48)	0.1794*** (4.65)	0.7073*** (7.75)	0.1952*** (4.83)	0.0043 (0.05)
<i>Anomaly</i>	-0.0156*** (-5.47)	-0.0086*** (-5.16)	-0.0387*** (-10.43)	-0.0098*** (-10.45)	0.0091** (2.15)	0.0060*** (4.75)
<i>Anomaly*high_inst</i>	-0.0140*** (-4.07)	-0.0081*** (-4.08)	-0.0414*** (-6.84)	-0.0105*** (-6.97)	0.0084 (1.54)	0.0038** (2.36)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r2</i>	0.3792	0.3791	0.3813	0.3815	0.3781	0.3786
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly=</i>	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>high_inst</i>	0.2218*** (4.93)	0.7013*** (5.46)	0.1954*** (4.51)	0.7980*** (7.69)	0.2128*** (4.69)	0.0150 (0.16)
<i>Anomaly</i>	-0.0172*** (-5.29)	-0.0096*** (-5.03)	-0.0437*** (-10.35)	-0.0112*** (-10.40)	0.0110** (2.27)	0.0070*** (4.77)
<i>Anomaly*high_inst</i>	-0.0167*** (-4.19)	-0.0096*** (-4.18)	-0.0475*** (-6.89)	-0.0120*** (-6.98)	0.0083 (1.31)	0.0039** (2.14)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r2</i>	0.3618	0.3617	0.3637	0.3638	0.3607	0.3612

注：控制变量包括公式(5)中所有的控制变量。括号内为在个股和年-月层面进行聚类标准误调整后的 t 值。在接下来的检验中均与此表的含义相同，后文不再赘述。

### 6.1.2 个体投资者信息需求的解释

接着，笔者检验个体投资者信息需求假说中的相关分析，即分析师可能会因为迎合个体投资者博彩性偏好的信息需求而更多关注那些市场类异象信息提示高估的股票。由于个体投

投资者的持股数据和对于股票信息需求难以直接进行衡量，这里笔者采用相对间接的方法，以东方财富股吧月均发帖量来衡量个体投资者的信息需求。当个体投资者对股票的发帖量大时，说明投资对于该股的信息互动频繁，因而自然衍生出对该股票的信息需求。然后，笔者将个股的股吧月均发帖量高于其月度截面中位数的股票定义为个体投资者信息需求较高的股票，并设置虚拟变量 *high\_guba*，取值为 1。最后，笔者将 *high\_guba* 变量与 *Anomaly* 变量（综合异象指数及各分类异象指数）进行交互代入到公式（5）进行实证分析。由于国泰安数据库中，股吧数据始于 2010 年，故笔者以 2010 年后的样本进行检验。如果迎合个体投资者信息需求解释了分析师未能有效利用股票异象信息的行为，那么对于那些个体投资者关注度高的股票，分析师关注度与股票市场异象提示信息的不一致性将更为显著，特别是市场类异象提示信息，即交互项的系数 *high\_guba\*Anomaly* 应该显著为负。

表 19 股票市场异象信息与分析师关注：个体投资者信息需求的影响

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>high_guba</i>	-0.0144 (-0.41)	0.2726 (1.57)	-0.0852*** (-2.72)	0.2130 (1.33)	0.0124 (0.34)	-0.0141 (-0.09)
<i>Anomaly</i>	-0.0252*** (-6.39)	-0.0140*** (-6.32)	-0.0590*** (-11.80)	-0.0151*** (-11.81)	0.0119** (2.04)	0.0077*** (4.47)
<i>Anomaly*high_guba</i>	-0.0129** (-2.18)	-0.0057* (-1.78)	-0.0263** (-2.12)	-0.0060** (-2.04)	-0.0068 (-0.58)	0.0005 (0.13)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	261078	261078	267923	267923	260638	260638
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3929	0.3926	0.3948	0.3949	0.3913	0.3918

Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>high_guba</i>	-0.0179 (-0.44)	0.2998 (1.45)	-0.0984*** (-2.70)	0.2337 (1.27)	0.0124 (0.30)	-0.0271 (-0.14)
<i>Anomaly</i>	-0.0289*** (-6.50)	-0.0160*** (-6.44)	-0.0676*** (-11.77)	-0.0173*** (-11.75)	0.0133** (1.98)	0.0088*** (4.45)
<i>Anomaly*high_guba</i>	-0.0143** (-2.02)	-0.0063 (-1.65)	-0.0294** (-2.08)	-0.0067** (-1.99)	-0.0064 (-0.47)	0.0007 (0.18)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	261078	261078	267923	267923	260638	260638



$r^2$	0.3744	0.3741	0.3760	0.3761	0.3728	0.3733
-------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

注：控制变量包括公式（5）中所有的控制变量。

表 19 展示了个体投资者的信息需求对分析师识别异象的影响。其中，Panel A 使用的是分析师人数来衡量分析师关注度，而 Panel B 使用分析师研报数衡量分析师关注度。从 Panel A 的结果来看，第（1）列和第（2）列中  $Anomaly*high\_guba$  的系数均至少在 10%水平上显著为负，这意味着，整体而言，当个体投资者信息需求较高时，分析师会更加迎合投资者需求，从而降低对股票市场异象信息的有效利用。而从第（3）到（6）列交互项的结果来看，对于市场类异象信息， $Anomaly*high\_guba$  的系数在 1%水平上显著为负，但对于基本面类异象信息，该交互项并不显著。这就意味着，对于个体投资者信息需求相对较大的股票，分析师更可能迎合个体投资者的信息需求而关注那些市场类异象信息已经提示高估的股票，减少关注那些异象信息提示低估的股票。但是，该需求并不影响分析师对于基本面类异象信息的有效利用。Panel B 中，笔者基于分析师研报数衡量分析师关注度进行检验，结果也与 Panel A 基本一致。总的来说，上述结果说明个体投资者的信息需求确实加剧了分析师对于异象信息的错误反应，在一定程度解释了分析师在做出关注决策时未能有效利用股票异象信息的行为。

## 6.2 基于有限理性的解释

接下来，笔者进一步探讨分析师对于股票异象信息的反应模式是否以及在多大程度上是源于分析师受到一些有限理性因素的影响。

### 6.2.1 市场情绪的解释

为了检验投资者情绪假说中的分析，笔者参考伍燕然等（2012）和 Wu 和 Zhang（2022）的指标设计方法，采用新增开户数作为投资者情绪的代理指标，并使用宏观经济先行指数调整新增开户数中的理性预期成分，得到最终的投资者情绪指数。然后，笔者将投资者情绪指数高于其中位数的时期定义为情绪高涨的时期，并置虚拟变量  $high\_senti$ 。最后，笔者将  $high\_senti$  变量与  $Anomaly$  变量（综合异象指数及各分类异象指数）进行交互代入到公式（5）进行实证分析。需要说明的是，由于为  $high\_senti$  为月度层面的时间变量，因此会被年-月固定效应吸收。如果市场情绪在一定程度上解释了分析师做出关注决策时未能有效利用股票异象信息的行为，那么在投资者情绪高涨时，分析师关注与股票异象不一致性将更为显著，即交互项的系数  $high\_senti*Anomaly$  应该显著为负。

表 20 展示了市场情绪对分析师有效利用股票市场异象信息的影响。其中，Panel A 使用的是分析师人数来衡量分析师关注度，而 Panel B 使用分析师研报数衡量分析师关注度。从 Panel A 的第（1）到（2）列交互项的结果来看， $Anomaly*high\_senti$  的系数均在 1%水平上显著为负，这意味着，整体而言，当市场情绪高涨时，分析师更倾向关注综合异象信息提示

高估的股票，该结果表明，在做出关注决策时，市场情绪影响了分析师对于股票市场异象信息的有效利用。从第（3）到（6）列交互项的结果来看，对于市场类异象信息，*Anomaly\*high\_senti* 的系数显著为负，但对于基本面类异象信息，该交互项并不显著。这就意味着，在分析师市场情绪高涨的时期，分析师更可能迎合市场情绪而关注那些市场类异象信息已经提示高估的股票，降低对于那些异象信息提示低估的股票。但是市场情绪并不影响分析师对于基本面类异象信息的有效利用。Panel B 中，笔者基于分析师研报数衡量分析师关注度进行检验，结果也与 Panel A 一致。总的来说，上述结果表明，在做出关注决策时，市场情绪确实加剧了分析师对于异象信息的错误反应，在一定程度解释了分析师未能有效利用股票异象信息的行为。

表 20 股票市场异象信息与分析师关注：市场情绪的影响

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0102*** (-2.62)	-0.0062*** (-2.85)	-0.0381*** (-5.15)	-0.0098*** (-5.29)	0.0189** (2.28)	0.0084*** (3.16)
<i>Anomaly*high_senti</i>	-0.0204*** (-3.76)	-0.0106*** (-3.60)	-0.0355*** (-2.96)	-0.0087*** (-2.93)	-0.0087 (-0.71)	-0.0007 (-0.17)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3789	0.3787	0.3807	0.3809	0.3776	0.3781
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0125*** (-2.87)	-0.0077*** (-3.17)	-0.0428*** (-5.04)	-0.0111*** (-5.19)	0.0191** (2.06)	0.0086*** (2.94)
<i>Anomaly*high_senti</i>	-0.0216*** (-3.51)	-0.0109*** (-3.28)	-0.0410*** (-3.01)	-0.0100*** (-2.97)	-0.0060 (-0.43)	0.0006 (0.13)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3615	0.3614	0.3632	0.3633	0.3603	0.3608

注：控制变量包括公式（5）中所有的控制变量。

## 6.2.2 分析师有限关注的解释

这里，笔者进一步检验有限关注假说中的相关分析。由于在宏观经济高度不确定性，分析师会将更多经历放在对宏观经济的解读上，而将更少的精力分配在公司层面的信息。因此，如果有限关注假说成立，那么，在宏观经济高度不确定的时期，分析师更可能会由于注意力的分散而降低对市场类异象信息的关注，但不会降低对基本面类异象信息的关注。

为了检验有限关注是否影响了分析师对于不同类型股票异象信息的挖掘和使用，笔者基于 Baker et al. (2016) 构建的宏观经济政策不确定性指数衡量不确定性，当宏观经济政策不确定指数大于样本期间中位数时，定义 *high\_EPU* 变量为 1，反之取值为 0。Baker et al. (2016) 构建的宏观经济政策不确定指数来源于 [www.policyuncertainty.com](http://www.policyuncertainty.com)。这里，笔者构建 *high\_EPU* 与 *Anomaly* 变量（综合异象指数及各分类异象指数）的交互项 *high\_EPU\*Anomaly* 并代入到公式（5）进行实证分析。需要说明的是，由于为 *high\_EPU* 为月度层面的时间变量，因此会被年-月固定效应吸收。如果有限关注的解释成立，应该可以看到在宏观经济高度不确定的时期，分析师应该会更加忽视市场类异象信息，但并不影响分析师对于基本面类异象信息的使用。

表 21 股票市场异象信息与分析师关注：有限关注的影响

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0185*** (-5.04)	-0.0105*** (-5.25)	-0.0426*** (-6.85)	-0.0111*** (-7.03)	0.0083 (1.18)	0.0054** (2.43)
<i>Anomaly*high_EPU</i>	-0.0086 (-1.55)	-0.0043 (-1.44)	-0.0342*** (-2.73)	-0.0081*** (-2.62)	0.0109 (0.87)	0.0051 (1.31)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3787	0.3785	0.3807	0.3808	0.3776	0.3783
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0217*** (-5.23)	-0.0125*** (-5.49)	-0.0489*** (-6.82)	-0.0127*** (-7.04)	0.0083 (1.04)	0.0057** (2.29)
<i>Anomaly*high_EPU</i>	-0.0083 (-1.31)	-0.0039 (-1.14)	-0.0379*** (-2.67)	-0.0089** (-2.54)	0.0148 (1.03)	0.0065 (1.47)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制

年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3613	0.3612	0.3631	0.3632	0.3604	0.3609

注：控制变量包括公式（5-5）中所有的控制变量。

表 21 展示了分析师的有限关注对分析师有效利用股票市场异象信息的影响。其中，Panel A 使用的是分析师人数来衡量分析师关注度，而 Panel B 使用分析师研报数衡量分析师关注度。从 Panel A 的第（1）到（2）列交互项的结果来看， $Anomaly*high\_EPU$  的系数为负，但并不显著，这意味着，整体而言，当分析师注意力更容易被分散时，分析师在做出关注决策时，并未降低对所有异象信息的有效利用。但从第（3）到（6）列交互项的结果来看，对于市场类异象信息， $Anomaly*high\_EPU$  的系数均在 1%水平显著为负，但对于基本面类异象信息，该交互项并不显著。这就意味着，在分析师注意力更加受限的时期，分析师更可能忽视市场类异象信息，但并不影响他们关注基本面类异象信息，这与他们提出的有限关注的解释较为一致。Panel B 中笔者基于分析师研报数衡量分析师关注度进行检验，结果也与 Panel A 一致。总的来说，上述结果表明，在做出关注决策时，有限关注影响了分析师对于不同异象信息的有效利用。

### 6.3 基于套利限制的解釋

为了验证套利限制是否影响了分析师有效利用异象信息，特别是市场类异象信息，笔者参考 Gu et al.（2018）和 Wu et al.（2022）的指标和方法，构建了套利限制指数来衡量股票的套利限制程度：首先，若当年个股属于融资融券标的、沪深港通标的、股指期货标的（即属于沪深 300 标的股、上证 50 标的股或中证 500 标的股）以及交易所信息披露评级为 A 时，则该股在这四个指标中赋值为 1，否则分别赋值为 0。然后，求 4 个指标的平均值得到套利限制指数（ $limit\_index$ ）。 $limit\_index$  的值越大，个股面临的套利限制越少。由于以上交易机制的施行时间主要在 2010 年后且并不统一，笔者构建的套利限制指数始于 2010 年，并且笔者要求在构建套利限制指数时至少有 2 个变量不存在缺失值。笔者将  $limit\_index$  大于月度截面中位数时定义为套利限制较小的股票，并定义虚拟变量  $Low\_LA$  取值为 1，否则为 0。接着，笔者构建  $Low\_LA$  与  $Anomaly$  变量（综合异象指数及各分类异象指数）的交互项  $Anomaly*high\_LA$  代入公式（5），并基于 2010 年后的样本进行实证分析。若套利限制因素导致了分析师无法有效利用市场类异象信息，那么在套利限制较低的股票中，这种应该能够较为有效的反应异象信息，特别是市场类异象信息，因此交互项  $Anomaly*high\_LA$  系数应该显著为正。

表 22 报告了套利限制对分析师有效利用股票市场异象信息的影响。其中，Panel A 使用的是分析师人数来衡量分析师关注度，而 Panel B 使用分析师研报数衡量分析师关注度，Panel A 和 Panel B 的结果基本一致。以 Panel A 为例，从第（1）到（4）列的结果来看，

*Anomaly\*high\_LA* 的系数均在 1%水平下显著为负，但第（5）到（6）交互项的结果均不显著。这就意味着，即使套利限制较低的股票，分析师在做出关注决策时，也并未改善对于股票市场异象信息（特别是市场类异象信息）的挖掘。总的来说，该结果并不支持套利限制的

表 22 股票市场异象信息与分析师关注：套利限制的影响

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Low_LA</i>	0.5304*** (7.60)	1.4984*** (7.91)	0.4055*** (6.17)	1.3396*** (9.07)	0.5403*** (7.63)	0.4125*** (3.19)
<i>Anomaly</i>	-0.0135*** (-4.60)	-0.0078*** (-4.53)	-0.0356*** (-10.08)	-0.0093*** (-10.25)	0.0135*** (3.28)	0.0069*** (5.62)
<i>Anomaly*Low_LA</i>	-0.0378*** (-6.42)	-0.0195*** (-5.79)	-0.0748*** (-7.80)	-0.0189*** (-7.57)	-0.0084 (-0.97)	0.0024 (1.02)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	258632	258632	265358	265358	258192	258192
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3954	0.3950	0.3976	0.3977	0.3934	0.3939
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
变量	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Low_LA</i>	0.5823*** (7.22)	1.7150*** (7.97)	0.4377*** (5.73)	1.5344*** (9.08)	0.5937*** (7.27)	0.4408*** (2.97)
<i>Anomaly</i>	-0.0150*** (-4.52)	-0.0088*** (-4.51)	-0.0403*** (-9.97)	-0.0105*** (-10.18)	0.0156*** (3.31)	0.0079*** (5.60)
<i>Anomaly*Low_LA</i>	-0.0443*** (-6.54)	-0.0228*** (-5.88)	-0.0875*** (-8.00)	-0.0222*** (-7.76)	-0.0099 (-0.98)	0.0029 (1.04)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	258632	258632	265358	265358	258192	258192
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3767	0.3763	0.3786	0.3787	0.3746	0.3751

注：控制变量包括公式（5）中所有的控制变量。

## 6.4 分析师尚未知晓异象信息的解释

国外股票市场中发现的很多异象，可能并未在国内股票市场中得到检验。因此，除了上述提出的解释外，分析师还可能因为尚未知晓异象的收益预测性而做出与股票市场异象信息

不一致的行为决策。为此，笔者通过比较 2015 年前后的结果来分析和探讨这种解释是否成立。2015 年以后，本文中考察的股票市场异象指标，绝大多数的异象已经被国内外期刊正式发表，而考虑到重要文献一般在正式发表前通常会以工作论文的形式线上发布，用于进行学术交流，因此，当期刊正式发表后，这些股票异象应该早已被分析师这类专业投资者所熟知。如果分析师是因为尚未知晓股票市场异象而导致不能有效的使用异象信息，那么，在 2015 年后的样本中，分析师应该能够更有效的利用异象信息，并做出与异象提示信息相一致的决策。或者，分析师至少对股票异象信息的使用应该更加充分。为了检验这种效应，笔者设置一个虚拟变量，*year2015*，当样本期间处于 2015 年后时取值为 1，否则为 0。然后，笔者构建 *year2015* 变量与 *Anomaly* 变量（综合异象指数及各分类异象指数）的交互项 *Anomaly\*year2015* 代入公式（5-5）进行分析。如果分析师因为尚未知晓和掌握这些异象信息而未能有效利用这些信息，那么在 2015 年后的样本中，分析师对于异象信息的使用应该会有所改善，此时交互项 *Anomaly\*year2015* 的系数应该显著为正。

表 23 股票市场异象信息与分析师关注：2015 年前后的行为差异

Panel A: 基于分析师关注人数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>	<i>Ana_cov</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0111*** (-3.11)	-0.0068*** (-3.37)	-0.0393*** (-6.34)	-0.0101*** (-6.46)	0.0180*** (2.63)	0.0081*** (3.72)
<i>Anomaly*year2015</i>	-0.0344*** (-7.09)	-0.0186*** (-6.69)	-0.0807*** (-8.25)	-0.0202*** (-8.35)	0.0090 (1.14)	0.0078*** (3.35)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3790	0.3788	0.3809	0.3810	0.3776	0.3781
Panel B: 基于分析师研报数的结果						
<i>Anomaly</i> =	<i>Net</i>	<i>Com</i>	<i>MNet</i>	<i>MCom</i>	<i>FNet</i>	<i>FCom</i>
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>	<i>Ana_res</i>
<i>Anomaly</i>	-0.0133*** (-3.27)	-0.0082*** (-3.62)	-0.0446*** (-6.26)	-0.0115*** (-6.39)	0.0189** (2.44)	0.0086*** (3.52)
<i>Anomaly*year2015</i>	-0.0383*** (-6.89)	-0.0206*** (-6.47)	-0.0917*** (-8.36)	-0.0230*** (-8.44)	0.0119 (1.29)	0.0094*** (3.40)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个股固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年-月固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	323476	323476	334339	334339	322703	322703
<i>r</i> <sup>2</sup>	0.3616	0.3615	0.3633	0.3635	0.3603	0.3608

注：控制变量包括公式（5）中所有的控制变量。

表 23 展示了 2015 年前后分析师在做出关注决策时对股票市场异象信息的使用情况。其中，Panel A 和 Panel B 分别采用以分析师关注人数和分析师研报数衡量的分析师关注度，Panel A 和 Panel B 的结果基本一致。以表 23 的 Panel A 为例，第（1）和第（2）列中  $Anomaly*year2015$  的系数显著为负，这意味着，总体而言，在全部股票市场异象信息的收益预测性被广泛证实后，分析师并没有改善对异象信息的使用，不仅如此，分析师反而更加倾向做出与异象提示信息相反的决策。此外，第（3）列到第（6）列的结果发现，分析师对于不同类型的异象信息的反应差异在 2015 年后进一步扩大，当市场类股票异象信息已经被正式发表后，分析师更加忽视市场类股票异象信息，但与此同时，分析师确实增加了对基本面类异象信息的使用。总的来说，该结果说明，分析师不能有效利用全部股票异象信息进行决策，并不是因为这些异象信息还不为市场所熟知，分析师在形成关注决定时可能有选择的利用基本面类的异象信息而忽视市场类异象信息。

## 7 结论

分析师关注是分析师研究活动的起点，也是分析师最为基本的行为之一。为此，本文从分析师关注的视角，通过研究分析师关注度中的信息含量，分析师做出关注决策时是否充分利用了股票市场中众所周知的横截面异象信息，以及分析师关注对股票市场异象收益的潜在影响，系统评估了分析师关注行为在提升资本市场效率方面发挥的作用。进一步，本文还从理性经济动机视角、有限理性视角以及套利限制视角，探讨了分析师做出关注决策时未能充分利用股票市场异象信息的原因。

本文的研究结果表明：（1）从整体来看，分析师在做出关注决策时基本符合专业性假定，这表现在分析师关注度中具有一定的信息含量，基于分析师关注度构建的投资组合可以获得显著而持续的经风险调整后的超额收益。（2）分析师在做出关注决策时并未有效利用全部股票市场异象信息，仅能够有效利用基本面类异象信息，但却常常忽视市场类异象信息。（3）分析师在做出关注决策时，利用了股票市场异象信息以外的私有信息，但分析师关注度中的信息与异象提示信息传达出相反的预测方向时，异象信息占主导作用，这意味着分析师关注决策时其利用的私有信息不足以抵消未能有效利用异象信息带来的信息损失。（4）更为重要且值得关注的是，相比于分析师未关注的股票，分析师高度关注的股票中异象收益明显降低，而且当分析师关注度中蕴含的信息与异象信息预测方向相反时，并没有加剧错误定价，异象收益反而有所降低，且显著低于二者同向时构建的组合。这说明，分析师关注行为主要发挥了降低信息不对称的作用，促进了私有信息的融入，并最终提升了股票市场效率。（5）进一步研究发现，分析师做出关注决策时未能有效利用所有股票市场异象信息主要是源于同时受到机构持股压力、迎合个体投资者信息需求等理性的经济动机以及市场情绪和有限关注等有限理性因素的影响，而套利限制因素的影响作用不明显。（6）在异象已经被充分知晓的年份

里, 分析师关注决策更加与基本面类异象提示信息相一致, 但与市场类异象信息更加相反。该结果说明, 分析师关注决策中对于各类异象信息的处理具有偏向性, 并非尚未知晓各类异象信息的含义。

总的来说, 本文研究表明, 分析师在做出关注决策时表现出了一定的专业性, 但由于受到理性的经济动机和有限理性因素的影响, 分析师仅有效利用了部分异象信息进行决策, 但最终分析师关注行为有助于资本市场信息传递效率的提升。

#### 参考文献:

- [1] 丘心颖, 郑小翠, 邓可斌. 分析师能有效发挥专业解读信息的作用吗? ——基于汉字年报复杂性指标的研究[J]. 经济学(季刊), 2016, 15(4), 1483-1506.
- [2] 伊志宏, 杨圣之, 陈钦源. 分析师能降低股价同步性吗——基于研究报告文本分析的实证研究[J]. 中国工业经济, 2019, (1), 156-173.
- [3] 张宗新, 朱炜. 证券分析师“异常关注”能否创造投资价值? 基于 2010—2017 年 A 股市场的经验证据[J]. 证券市场导报, 2019, (6), 40-51.
- [4] 张然, 汪荣飞, 王胜华. 分析师修正信息、基本面分析与未来股票收益[J]. 金融研究, 2017, (7), 156-174.
- [5] 朱琳, 陈妍语, 伊志宏. 分析师报告负面信息披露与股价特质性波动——基于文本分析的研究[J]. 南开管理评论, 2021.
- [6] 朱红军, 何贤杰, 陶林. 中国的证券分析师能够提高资本市场的效率吗——基于股价同步性和股价信息含量的经验证据[J]. 金融研究, 2007, (2), 141-150.
- [7] 李志生, 李好, 刘淳, 张霆. 天使还是魔鬼? ——分析师媒体荐股的市场效应[J]. 管理科学学报, 2017, 20(5), 66-81.
- [8] 李斌, 雷印如. 中国公募基金挖掘了股票市场异象吗? [J]. 金融研究, 2022, (9), 188-205.
- [9] 胡奕明, 林文雄, 王玮璐. 证券分析师的信息来源、关注域与分析工具[J]. 金融研究, 2003, (12), 52-63.
- [10] 赵良玉, 李增泉, 刘军霞. 管理层偏好、投资评级乐观性与私有信息获取[J]. 管理世界, 2013, (4), 33-46+187+188.
- [11] 郑振龙, 孙清泉. 彩票类股票交易行为分析: 来自中国 A 股市场的证据[J]. 经济研究, 2013, (5), 128-140.
- [12] 陆蓉, 张斌, 李琛. 分析师能有效利用资本市场异象吗[J]. 财贸经济, 2021, (5), 60-75.
- [13] 陆蓉, 陈实, 李金龙. 彩票型股票与动量效应[J]. 经济学动态, 2021, (7), 34-50.
- [14] 马黎珺, 吴雅倩, 伊志宏等. 分析师报告的逻辑性特征研究: 问题、成因与经济后果[J]. 管理世界, 2022, (8), 217-231.
- [15] Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: Cross-section and time-series effects. *Journal*



of Financial Markets, 5(1), 31–56.

- [16] Akbas, F., Armstrong, W. J., Sorescu, S., et al. (2015). Smart money, dumb money, and capital market anomalies. *Journal of Financial Economics*, 118(2), 355–382.
- [17] Baker, S. R., Bloom, N., Davis, S. J. (2016). Measuring Economic Policy Uncertainty. *The Quarterly Journal of Economics*, 131(4), 1593–1636.
- [18] Bali, T. G., Cakici, N., Whitelaw, R. F. (2011). Maxing out: Stocks as lotteries and the cross-section of expected returns. *Journal of Financial Economics*, 99(2), 427–446.
- [19] Birru, J., Gokkaya, S., Liu, X. (2018). Capital Market Anomalies and Quantitative Research. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3152641>
- [20] Brav, A., Lehavy, R. (2003). An Empirical Analysis of Analysts' Target Prices: Short-term Informativeness and Long-term Dynamics. *The Journal of Finance*, 58(5), 1933–1967.
- [21] Brown, L. D., Call, A. C., Clement, M. B., et al. (2015). Inside the “Black Box” of sell-side financial analysts. *Journal of Accounting Research*, 53(1), 1–47.
- [22] Chan, K., Hameed, A. (2006). Stock price synchronicity and analyst coverage in emerging markets. *Journal of Financial Economics*, 80(1), 115–147.
- [23] Chen, Y., Kelly, B., Wu, W. (2020). Sophisticated investors and market efficiency: Evidence from a natural experiment. *Journal of Financial Economics*, 138(2), 316–341.
- [24] Cheng, Q., Du, F., Wang, X., et al. (2016). Seeing is believing: analysts' corporate site visits. *Review of Accounting Studies*, 21(4), 1245-1286.
- [25] Das, S., Guo, R. J., Zhang, H. (2006). Analysts' selective coverage and subsequent performance of newly public firms. *Journal of Finance*, 61(3), 1159–1185.
- [26] Edelen, R. M., Ince, O. S., Kadlec, G. B. (2016). Institutional investors and stock return anomalies. *Journal of Financial Economics*, 119(3), 472–488.
- [27] Engelberg, J., Mclean, R. D., Pontiff, J. (2018). Anomalies and News. *Journal of Finance*, 73(5), 1971–2001.
- [28] Engelberg, J., McLean, R. D., Pontiff, J. (2020). Analysts and anomalies. *Journal of Accounting and Economics*, 69(1), 101249.
- [29] Fama E F, French K R. (1992). The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*, 47(2), 427-465.
- [30] Firth, M., Lin, C., Liu, P., et al. (2013). The Client Is King: Do Mutual Fund Relationships Bias Analyst Recommendations? *Journal of Accounting Research*, 51(1), 165–200.
- [31] Franco, G. D., Hope, O. K., Vyas, D., et al. (2015). Analyst Report Readability. *Contemporary Accounting Research*, 32(1), 76–104.
- [32] Gleason, C. A., Lee, C. M. C. (2003). Analyst Forecast Revisions and Market Price Discovery.

The Accounting Review, 78(1), 193–225.

- [33] Gu, M., Jiang, G. J., Xu, B. (2019). The role of analysts: An examination of the idiosyncratic volatility anomaly in the Chinese stock market. *Journal of Empirical Finance*, 52, 237–254.
- [34] Gu, M., Kang, W., Xu, B. (2018). Limits of arbitrage and idiosyncratic volatility: Evidence from China stock market. *Journal of Banking and Finance*, 86, 240–258.
- [35] Gu, Z., Li, Z., Yang, Y. G. (2013). Monitors or predators: The influence of institutional investors on sell-side analysts. *The Accounting Review*, 88(1), 137–169.
- [36] Guo, L., Li, F. W., John Wei, K. C. (2020). Security analysts and capital market anomalies. *Journal of Financial Economics*, 137(1), 204–230.
- [37] Han, B., Kong, D., Liu, S. (2018). Do Analysts Gain an Informational Advantage by Visiting Listed Companies? *Contemporary Accounting Research*, 35(4), 1843–1867.
- [38] Hong, H., Lim, T., Stein, J. C. (2000). Bad news travels slowly: Size, analyst coverage, and the profitability of momentum strategies. *Journal of Finance*, 55(1), 265–295.
- [39] Hribar, P., Mcinnis, J. (2012). Investor Sentiment and Analysts' Earnings Forecast Errors. *Management Science*, 58(2), 293–307.
- [40] Jegadeesh, N., Kim, J., Krische, S. D., et al. (2004a). Analyzing the analysts: When do recommendations add value? *Journal of Finance*.
- [41] Jegadeesh, N., Kim, J., Krische, S. D., et al. (2004b). Analyzing the Analysts: When Do Recommendations Add Value? *The Journal of Finance*, 59(3), 1083–1124.
- [42] Kahneman, D. (1973). *Attention and Effort*. Prentice-Hall.
- [43] Lee, C. M. C., So, E. C. (2017). Uncovering expected returns: Information in analyst coverage proxies. *Journal of Financial Economics*, 124(2), 331–348.
- [44] McNichols, M., O'Brien, P. C. (1997). Self-Selection and Analyst Coverage. *Journal of Accounting Research*, 35, 167–199.
- [45] Mola, S., Rau, P. R., Khorana, A. (2013). Is there life after the complete loss of analyst coverage? *Accounting Review*, 88(2), 667–705.
- [46] Stambaugh, R. F., Yu, J., Yuan, Y. (2012). The short of it: Investor sentiment and anomalies. *Journal of Financial Economics*, 104(2), 288–302.
- [47] Stambaugh, R. F., Yu, J., Yuan, Y. (2015). Arbitrage Asymmetry and the Idiosyncratic Volatility Puzzle. *The Journal of Finance*, 70(5), 1903–1948.
- [48] Womack, K. L. (1996). Do Brokerage Analysts' Recommendations Have Investment Value? *The Journal of Finance*, 51(1), 137–167.
- [49] Wu, Y., Liu, T., Han, L., et al. (2018). Optimistic bias of analysts' earnings forecasts: Does investor sentiment matter in China? *Pacific-Basin Finance Journal*, 49(39), 147–163.

- [50] Wu, Y., Zhang, C. (2022). Hard to arbitrage, hard for analysts to forecast. *The North American Journal of Economics and Finance*, 62, 101792.
- [51] Wurgler, M. B., Jeffrey. (2006). Investor Sentiment and the Cross-Section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, 61(4), 1645–1680.

# 附录 1 股票市场横截面异象的选择及指标构建

## 附录 1.1 市场类异象的选择及指标构建

1. 规模异象 (*Size*)。这里笔者参考现有研究,采用四种方法计算股票市值:*Sizey*,以每年 4 月底最后一个交易日的流通股市值的自然对数计算股票市值。每年 4 月底进行年度调整。*Sizey2*,以每年 4 月最后一个交易日的收盘价乘以发行的全部 A 股总数计算股票市值,然后再去其自然对数。*Size<sub>m</sub>*,以最近一个月最后一个交易日的收盘价乘以全部 A 股的流通股总数计算股票市值,然后再去其自然对数。*Size<sub>m2</sub>*,以最近一个月最后一个交易日的收盘价乘以发行的全部 A 股总数计算股票市值,然后再去其自然对数。

2. 流动性类异象。这里,笔者参考现有研究,选择了 3 个常用的衡量流动性异象的指标变量:换手率、交易量和 Amihud (2002) 的非流动性指标。异象变量具体构建方法如下:

(1) 换手率 (*Turnover rate, TO*)。这里,笔者参照现有研究,采用三种常用的方法计算换手率:*TO-1m*,采用月底前,一个公司股票该月(20 个交易日)的平均日换手率与过去 12 个月(250 个交易日)的平均日换手率之比计算。该指标每月底进行月度调整。*TO-6m*,每月底前采用过去 6 个月(至少 50 个交易日)的日度换手率的平均值计算。一个公司股票的日度换手率以每日成交量除以它的流通股总数来计算。该指标每月月底进行年度调整。*TO-12m*,每月月底前,采用过去 12 个月(250 个交易日)的日度换手率的平均值计算。一个公司股票的日度换手率以每日成交量除以它的流通股总数来计算。该指标每月底进行月度调整。

(2) 交易金额 (*Trading Volume, TV*)。这里,笔者考虑不同计算期间下的四个交易量指标:*TVm1*,使用当月月内(至少 15 个交易日)的日度平均交易额(亿元)表示。*TVm3*,使用每月月底前 3 个月(至少 50 个交易日)的日度平均交易额(亿元)表示。*TVm6*,使用每月月底前 6 个月(至少 100 个交易日)的日度平均交易额(亿元)表示。*TVm12*,使用每月月底前 12 个月(至少 200 个交易日)的日度平均交易额(亿元)表示。以上四个指标均在每月底进行月度调整。

(3) Amihud (2002) 的非流动性指标 (*Return to Volume, RV*)。Amihud (2002) 实际上测度的是非流动性,其表示为,在估计期间内股票绝对收益除以日交易额这一比值的日平均值,基本公式为:

$$RV = 10^8 * \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \frac{|R_t|}{Vol_t} \quad (\text{附录 1-1})$$

其中, $R_t$ 代表股票在第  $t$  天的日收益率, $Vol_t$ 代表股票在  $t$  天的交易额(单位为亿元计算),以当日收盘价与当日交易量的乘积计算。 $D$ 代表估计期间的天数。这里,笔者参考 Amihud (2002) 的方法,考虑不同计算期间下的四个非流动性指标:*RVm1*,使用当月月内(至少 15 个交易日)的日度频率数据计算非流动性指标。*RVm3*,使用每月月底前 3 个月(至少 50

个交易日)内的日度数据计算非流动性指标。*TVm6*,使用每月月底前6个月(至少100个交易日)的日度数据计算非流动性指标。*TVm12*,使用每月月底前12个月(至少200个交易日)内的日度数据计算非流动性指标。以上四个指标均在每月底进行月度调整。

3. 波动异象。这里笔者参考现有研究,选择了3个常用的衡量波动性异象的指标变量进行检验:总波动、特质性波动和基于CAPM的系统性波动。波动异象变量的具体构建方法如下:

(1) 总波动 (Total Volatility, *TVol*)。总波动通常用一段时期内收益的标准差计算。这里,笔者考虑不同计算期间下的四个总波动指标:*TVolm1*,每月月底,使用股票当月(至少15个交易日)的个股日收益率的标准差计算总波动。*TVolm3*,每月月底,使用股票过去3个月(至少50个交易日)的个股日收益率的标准差计算。*TVolm6*,每月月底,使用股票过去6个月(至少100个交易日)的个股日收益率的标准差计算。*TVolm12*,每月月底,使用股票过去12个月(至少200个交易日)的个股日收益率的标准差计算。上述总波动指标每月底进行月度调整。

(2) 特质波动 (Idiosyncratic Volatility, *IVol*)。这里,笔者考虑不同计算周期下的四个特质波动指标:*IVolm1*,每月底将该月内(至少需要15个交易日)股票相对于无风险利率的日超额收益对Fama和French(1992)三因子的日收益率进行回归,然后以回归得到的残差的标准差作为特质波动率。*IVolm3*,每月底将最近3个月内(至少需要50个交易日)股票相对于无风险利率的日超额收益对Fama和French(1992)三因子的日收益率进行回归,然后以回归得到的残差的标准差作为特质波动率。*IVolm6*,每月底将最近6个月内(至少需要100个交易日)股票相对于无风险利率的日超额收益对Fama和French(1992)三因子的日收益率进行回归,然后以回归得到的残差的标准差作为特质波动率。*IVolm12*,每月底将最近12个月内(至少需要200个交易日)股票相对于无风险利率的日超额收益对Fama和French(1992)三因子的日收益率进行回归,然后以回归得到的残差的标准差作为特质波动率。上述特质波动指标每月底进行月度调整。

(3) 基于CAPM的系统性波动 (Market Beta, *Beta*)。这里,笔者采用基于单因子市场模型的Beta系数来衡量股票的系统性波动风险。具体地,考虑不同计算周期下常用的四个市场风险Beta指标:*Beta1*,每月底基于股票当月、至少15个交易日的(相对于无风险利率的)日超额收益率,运行一个CAPM回归,得到该股票对市场因子的 $\beta$ 值,以此衡量股票的系统性风险。*Beta3*,每月底基于股票前3个月、至少50个交易日的(相对于无风险利率的)日超额收益率,运行一个CAPM回归,得到股票对市场因子的 $\beta$ 值,以此衡量股票的系统性风险。*Beta6*,每月底基于股票前6个月、至少100个交易日的(相对于无风险利率的)日超额收益率,运行一个CAPM回归,得到股票对市场因子的 $\beta$ 值,以此衡量股票的系统性风险。*Beta12*,每月底基于股票前12个月、至少200个交易日的(相对于无风险利率的)日超额收益率,运行一个CAPM回归,得到股票对市场因子的 $\beta$ 值,以此衡量股票

的系统性风险。上述指标在运行 CAPM 回归时，市场因子以全部 A 股构成的市值加权的（相对于无风险利率的）日超额收益率进行计算，上述指标每月底进行月度调整。

4. 偏度类异象。笔者基于现有研究，选择 3 个衡量偏度异象的指标进行检验：总偏度、协偏度和特异质偏度。偏度异象变量的具体构建方法如下：

(1) 总偏度 (Total Skewness, *TS*)。总偏度变量的最常见的测量方式为历史已实现股票收益的样本偏度，计算公式为：

$$\text{Total Skewness} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (R_{i,t} - \bar{R}_i)^3}{(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (R_{i,t} - \bar{R}_i)^2)^{3/2}} \quad (\text{附录 1-2})$$

其中， $R_{i,t}$  为股票  $i$  在时段  $t$  的收益率， $n$  为计算时用到的时段数量。 $\bar{R}_i$  为计算期内所有时段的平均周期收益率。这里，考虑不同计算周期下的四个总偏度变量：*TSm1*，每月底，基于公式 4-2 计算该月、至少 15 个交易日的股票日收益率的偏度。*TSm3*，每月底，基于公式（附录 1-2）计算最近 3 个月、至少 50 个交易日的股票日收益率的偏度。*TSm6*，每月底，基于公式（附录 1-2）计算最近 6 个月、至少 100 个交易日的股票日收益率的偏度。*TSm12*，每月底，基于公式（附录 1-2）计算最近 12 个月、至少 200 个交易日的股票日收益率的偏度。上述指标均在每月底进行月度调整。

(2) 协偏度 (Co-skewness, *CoS*)。协偏度通常也被称为系统偏度，它是股票相对于无风险利率的超额收益率同时对市场组合的超额收益率和市场组合超额收益率的平方进行回归得到的市场组合超额收益率的平方项的系数。其计算公式为：

$$r_{i,t} = \alpha_i + \beta_{MKT} MKT_t + \beta_{Cos} MKT_t^2 + \varepsilon_{i,t} \quad (\text{附录 1-3})$$

其中， $r_{i,t}$  为股票相对于无风险利率的超额收益率， $MKT_t$  为市场组合相对于无风险利率的超额收益， $\beta_{Cos}$  即为协偏度。这里，笔者进一步考察不同计算周期下的四个协偏度变量：*CoSm1*，每月底，基于公式（附录 1-3）计算该月、至少 15 个交易日的股票日收益率的协偏度。*CoSm3*，每月底，基于公式（附录 1-3）计算最近 3 个月、至少 50 个交易日的股票日收益率的协偏度。*CoSm6*，每月底，基于公式（附录 1-3）计算最近 6 个月、至少 100 个交易日的股票日收益率的协偏度。*CoSm12*，每月底，基于公式（附录 1-3）计算最近 12 个月、至少 200 个交易日的股票日收益率的协偏度。上述指标均在每月底进行月度调整。

(3) 特异质偏度 (Idiosyncratic Skewness, *IdS*)。这里，笔者将特质偏度定义为样本期间内股票  $i$  相对于无风险利率的超额收益率对 Fama 和 French (1992) 三因子模型回归所得残差的偏度，其公式为：

$$\text{IdS} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_{i,t}^3}{(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_{i,t}^2)^{3/2}} \quad (\text{附录 1-4})$$

其中， $\varepsilon_{i,t}$  为样本期间内股票  $i$  相对于无风险利率的超额收益率对 Fama 和 French (1992) 三因子模型回归所得残差， $n$  为计算时用到的时段数量。这里，笔者进一步考察不同计算周期下的四个特异质偏度变量：*IdSm1*，每月底，基于公式（附录 1-4）计算该月、至少 15 个交

易日的股票日收益率的特异质偏度。*IdSm3*，每月底，基于公式（附录 1-4）计算最近 3 个月、至少 50 个交易日的股票日收益率的特异质偏度。*IdSm6*，每月底，基于公式（附录 1-4）计算最近 6 个月、至少 100 个交易日的股票日收益率的特异质偏度。*IdSm12*，每月底，基于公式（附录 1-4）计算最近 12 个月、至少 200 个交易日的股票日收益率的特异质偏度。上述指标均在每月底进行月度调整。

5. 动量反转类异象。笔者基于现有研究，主要选择 2 个衡量反转效应的异象指标进行检验：

（1）短期反转指标（Short-term Reversal, *REV*）：每月底使用股票在该月过去至少 15 个交易日的累积收益率计算的月度收益率作为短期反转指标。每月底进行月度调整。

（2）最大日收益率（Maximum Daily Return, *MAX*）。这里，笔者考虑衡量最大日收益率的五种计算方法：*MAX1*，每月底，以该月中收益率最高的日收益率作为最大日收益率指标，每月至少 15 个交易日。*MAX2*，每月底，以该月中收益率最高的 2 个交易日的收益率之和作为最大日收益率指标，每月至少 15 个交易日。*MAX3*，每月底，以该月中收益率最高的 3 个交易日的收益率之和作为最大日收益率指标，每月至少 15 个交易日。*MAX4*，每月底，以该月中收益率最高的 4 个交易日的收益率之和作为最大日收益率指标，每月至少 15 个交易日。*MAX5*，每月底，以该月中收益率最高的 5 个交易日的收益率之和作为最大日收益率指标，每月至少 15 个交易日。上述指标每月进行月度调整。

## 附录 1.2 基本面类异象的选择及指标构建

1. 价值异象。笔者选择了 5 个传统上衡量价值异象的指标因子：账面价值比、盈利价格比、销售价格比、现金流量价格比和股息率。

（1）账面价值比（Book to Market ratio, *BM*）。*BM* 的定义为权益的账面价值与市值的比值<sup>2</sup>。这里，笔者主要参考了国内外文献中常用的四种 *BM* 的计算方法：*BM<sub>y</sub>*，账面价值由公司年报公布的 *y* 财年的股东权益减去优先股的账面价值得到，而总市值则由对应会计年度 *y* 的 12 月末的总市值计算。每年 4 月底进行年度调整<sup>3</sup>；*BM<sub>y2</sub>*，账面价值由公司年报公布的 *y* 财年的股东权益减去优先股的账面价值得到，而总市值由 *y+1* 年 4 月末的总市值计算。每年 4 月底进行年度调整。*BM<sub>q</sub>*，账面价值比以最近一期财务报告中的扣除优先股后普通股的账面价值除以相应会计日期所对应的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。账面价值和其对应的股票市值每个季度进行调整。*BM<sub>q2</sub>*，账面价值比以扣除优先股后最近一期财务报告中普通股的账面价值除以最近一个月末的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合的计算日期至少间隔四个月。账面价值每个季度进

<sup>2</sup> 在 2005 年股权分置改革之前，采用市值。而在 2006 年起，股权分置改革基本完成，之后采用流通市值。在下文计算流通市值中，笔者均按此方法进行处理。

<sup>3</sup> 在 Fama 和 French（1992）的研究中是每年六月进行调整，而根据中国证券法的要求，每年 4 月底前必须公布上一年度的财务年报，所以这里笔者在每年 4 月底进行调整。

行调整，总市值每个月末进行调整。

(2) 盈利价格比 (Earnings to Price ratio,  $EP$ )。  $EP$  的定义为公司的净利润与总市值的比值。这里，笔者参考了国内外文献中常用的四种  $EP$  的计算方法： $EP_y$ ，净利润为  $y$  财年扣除非经常损益后的净利润，而总市值由其对应会计年度  $y$  的 12 月末的总市值计算。每年 4 月底进行年度调整。 $EP_{y2}$ ，净利润为  $y$  财年扣除非经常损益后的净利润，而总市值由  $y+1$  年 4 月末的总市值计算。每年 4 月底进行年度调整。 $EP_q$ ，盈利价格比以最近一期财务报告中的扣除非经常损益后的净利润除以相应会计日期所对应的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。净利润和其对应的股票市值每个季度进行调整。 $EP_{q2}$ ，盈利价格比以最近一期财务报告中的扣除非经常损益后的净利润除以最近一个月末的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合的计算日期至少间隔四个月。净利润每个季度进行调整，股票的总市值每个月末进行调整。

(3) 销售价格比 (Sales to Price ratio,  $SP$ )。销售价格比的基本定义为销售收入与股票总市值的比值。这里，笔者参考国内外文献，采用四种  $SP$  的计算方法： $SP_y$ ，使用  $y$  财年的销售收入与其对应会计年度  $y$  的 12 月末的总市值之比计算，其中销售收入以利润表中的“营业收入”指标代替（下同）。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $SP_{y2}$ ，使用  $y$  财年的营业收入与  $y+1$  年 4 月末的股票总市值之比计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $SP_q$ ，为了得到季度频率指标，参考上述价值指标的计算方法，使用最近一期财报公布的营业收入除以对应会计日期的股票总市值进行计算。最近一期的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。营业收入和其对应的股票市值每个季度进行调整。 $SP_{q2}$ ，使用最近一期财务报告中的营业收入除以最近一个月末的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合的计算日期至少间隔四个月。营业收入每个季度进行调整，股票总市值每个月末进行调整。

(4) 现金流量价格比 (Cash Flow to Price ratio,  $CP$ )。现金流量价格比的基本定义为现金流量与股票的总市值的比值。这里，笔者参考现有文献，采用四种方法计算  $CP$ ： $CP_y$ ，使用  $y$  财年的现金流与其对应会计年度  $y$  的 12 月末的总市值之比计算，其中现金流以现金流量表中的“现金及现金等价物”科目进行衡量（下同）。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $CP_{y2}$ ，使用  $y$  财年的现金流与  $y+1$  年 4 月末的股票总市值之比计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $CP_q$ ，为了得到季度频率指标，参考上述价值指标的计算方法，使用最近两期财报公布的现金流的变化除以对应会计日期的股票总市值进行计算。最近一期的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。现金流和其对应的股票市值每个季度进行调整。 $CP_{q2}$ ，使用最近两期财务报告中的现金流的变化除以最近一个月末的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合的计算日期至少间隔四个月。现金流每个季度进行调整，股票总市值每个月末进行调整。

(5) 股息率 (Dividend to Price ratio,  $DP$ )。股息率的基本定义为公司发放的股息与股票的总市值之比。这里，笔者参考国内外文献，采用四种方法计算  $DP$ ： $DP_y$ ，使用  $y$  财年



发放的股利与其对应会计年度  $y$  的 12 月末的总市值之比计算，其中股利以资产负债表中的“应付股利”进行计算（下同）。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $DPy2$ ，使用  $y$  财年发放的股利与  $y+1$  年 4 月末的股票总市值之比计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $DPq$ ，为了得到季度频率指标，参考上述价值指标的计算方法，使用最近一期财报公布的应付股利除以对应会计日期的股票总市值进行计算。最近一期的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。应付股利和其对应的股票市值每个季度进行调整。 $DPq2$ ，使用最近一期财务报告中的应付股利除以最近一个月末的股票总市值计算。最近一期的财务报告距离组合的计算日期至少间隔四个月。应付股利每个季度进行调整，股票总市值每个月末进行调整。

2. 盈利异象。这里，笔者参考现有文献，笔者选择了 5 个常用的衡量盈利能力的异象指标：总资产毛利率、总资产收益率、净资产收益率、营业资产收益率和营业净资产收益率。

(1) 总资产毛利率 (Gross Profits to Asset ratio,  $GP$ )。  $GP$  的基本定义为销售收入减去销售成本后的利润与总资产的比值。这里，笔者基于现有研究，主要采用四种方法进行计算： $GP_y$ ，使用  $y$  财年的营业收入减去营业成本，再除以其对应会计年度  $y$  的期末总资产计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $GP_y2$ ，使用  $y$  财年的营业收入减去营业成本，再除以其对应会计年度  $y$  年初的总资产计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $GP_q$ ，基于季度频率的财报数据，使用最近一个季度的营业收入减去营业成本，再除以其对应会计区间期末的总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。 $GP_q2$ ，基于季度频率的财报数据，使用最近一个季度的营业收入减去营业成本，再除以其对应会计区间期初的总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

(2) 总资产收益率 (Return on Asset,  $ROA$ )。  $ROA$  的基本定义为净利润与总资产的比值。这里，笔者基于现有研究，主要采用四种方法计算： $ROA_y$ ，净利润使用的是  $y$  财年的去除非经常损益后的利润，但总资产为对应会计年度  $y$  的期末总资产。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $ROA_y2$ ，使用  $y$  财年去除非经常损益后的净利润除以对应会计年度  $y$  的期初总资产计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $ROA_q$ ，计算季度频率的总资产收益率指标，这里笔者使用最近一个季度去除非经常损益后的净利润除以对应会计区间期末的总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。 $ROA_q2$ ，计算季度频率的总资产收益率指标，使用最近一个季度去除非经常损益后的净利润除以对应会计区间期初的总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

(3) 净资产收益率 (Return on Book Equity,  $ROE$ )。  $ROE$  的基本定义为净利润与净资产的比值。这里，笔者基于现有文献，主要采用四种方法进行计算： $ROE_y$ ，计算年度频率的净资产收益率指标，净利润使用的是  $y$  财年去除非经常损益后的利润，但净资产为对应会计年度  $y$  的去除优先股后的期末净资产。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $ROE_y2$ ，净利润使

用的是  $y$  财年的去除非经常损益后的利润，但净资产为对应会计年度  $y$  的去除优先股后的期初净资产。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $ROEq$ ，使用最近一个季度去除非经常损益后的净利润除以对应会计区间去除优先股后的期末净资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。 $ROEq2$ ，使用最近一个季度去除非经常损益后的净利润除以对应会计区间去除优先股后的期初净资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每季度进行调整。

(4) 营业资产收益率 (Operating Profits to Assets,  $OPA$ )。这里，笔者参考现有文献，主要采用四种计算方法： $OPAy$ ，采用  $y$  财年的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润，加上研发费用，然后再除以会计年度  $y$  的期末总资产计算营业资产收益率。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $OPAy2$ ，笔者还采用  $y$  财年的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润，加上研发费用，然后再除以会计年度  $y$  的期初总资产计算营业资产收益率。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $OPaq$ ，计算季度频率的指标，使用最近一个季度的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润，加上研发费用，然后再除以会计期间的期末总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。 $OPaq2$ ，使用最近一个季度的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润，加上研发费用，然后再除以会计期间的期初总资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

(5) 营业净资产收益率 (Operating Profits to Equity,  $OPE$ )。这里，笔者参考现有文献，主要采用四种计算方法： $OPEy$ ，采用  $y$  财年的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润除以会计年度  $y$  的期末净资产计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $OPEy2$ ，笔者还采用  $y$  财年的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润除以会计年度  $y$  的期初净资产计算。该指标每年 4 月底进行年度调整。 $OPEq$ ，使用最近一个季度的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润除以会计期间的期末净资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。 $OPEq2$ ，使用最近一个季度的销售收入减去销售成本、销售费用、管理费用和利息费用后的利润除以会计期间的期初净资产计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

3. 投资异象。这里，笔者参考现有文献，选择了 4 个常用的衡量投资水平的异象指标变量：总资产增长率、净资产增长率、投资资产占比和投资增长率。

(1) 总资产增长率 (Asset Growth rate,  $AG$ )。这里，笔者基于现有文献，主要采用两种方法计算： $AGy$ ，采用  $y$  财年期末的总资产与对应会计年度  $y$  的期初总资产的比值减 1 计算。该指标每年 4 月底进行调整。 $AGq$ ，使用最近一个季度的期末总资产与滞后 4 个会计季度的期末总资产的比值减 1 计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个

月，该指标每个季度进行调整。

(2) 净资产增长率 (Book Equity Growth rate, *BEG*)。这里，笔者参考现有研究，主要采用两种方法进行计算。*BEG<sub>y</sub>*，使用 *y* 财年的期末股东权益除以对应会计年度 *y* 的期初股东权益后减 1 计算。该指标每年 4 月底进行调整。*BEG<sub>q</sub>*，参照上述投资异象的计算方法，使用最近一个季度的期末股东权益与滞后 4 个会计季度的期末股东权益的比值减 1 计算。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

(3) 投资资本占比 (Investment to Capital, *IK*)。这里，笔者基于现有文献，主要采用两种方法计算：*IK<sub>y</sub>*，使用 *y* 财年的资本性支出除以对应会计年度 *y* 的期初固定资产净值计算。其中，资本性支出使用现金流量表中“购建固定资产、无形资产和长期资产的所支付的现金”衡量。该指标每年 4 月底进行调整。*IK<sub>q</sub>*，使用最近四个季度的资本性支出之和除以滞后 4 个会计季度的期初固定资产净值计算。其中，资本性支出使用季报现金流量表中“固定资产、无形资产和长期负债的所支付的现金”衡量。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。

(4) 投资增长率 (Investment Growth, *IG*)。这里，笔者基于现有文献，主要采用三种方法计算：*IG<sub>y</sub>*，采用 *y-1* 财年到 *y* 财年的资本性支出的增长率计算。其中，资本性支出使用现金流量表中“购建固定资产、无形资产和长期资产的所支付的现金”衡量。该指标每年 4 月底进行调整。*IG<sub>q</sub>*，参考上述投资异象指标的构建方法，使用最近 4 个季度的资本性支出之和的增长率。最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月，该指标每个季度进行调整。*IG<sub>q2</sub>*，使用最近一个季度 (*t-1* 季度) 的投资支出与过去三个季度 (*t-2* 季度到 *t-4* 季度) 投资支出的平均值的比值减 1 计算。在计算季度投资支出时，使用营业收入进行标准化处理。

3. 应计盈余类异象。这里，笔者选择了 2 个常用来衡量应计盈余质量的指标变量：营业应计利润和净营运资产。

(1) 营业应计利润 (Operating Accrual, *OA*)。这里笔者参考现有文献，主要采用四种方法进行计算：*OA<sub>y</sub>*，使用 *y* 财年现金及现金等价物类的流动资产的变化减去流动负债的变化 (流动负债不包括纳入流动负债的长期债务和应纳税额)，再减去折旧和摊销后，除以会计年度 *y* 的期初和期末总资产的平均值计算。该指标每年 4 月底进行调整。*OA<sub>y2</sub>*，采用现金流量法计算。具体地，使用 *y* 财年的利润总额减去经营活动现金净流量得到营业应计利润，然后除以会计年度 *y* 的期初和期末总资产的平均值。该指标每年 4 月底进行调整。*OA<sub>q</sub>*，计算最近一个季度的营业应计利润，然后除以最近一个会计季度期初和期末的总资产的平均值。该指标每个季度进行调整，最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。*OA<sub>q2</sub>*，计算最近一个季度的营业应计利润，然后除以最近一个会计季度期初和期末的总资产的平均值。该指标每个季度进行调整，最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。

(2) 净营运资产 (Net Operating Asset, *NOA*)。这里笔者参考现有文献, 主要采用两种方法进行计算:  $NOA_y$ , 使用  $y$  财年期末的营运资产减去营运负债, 再除以对应会计年度  $y$  的期初期末总资产的平均值计算。其中, 营运资产等于总资产减去货币现金和短期投资净额, 而营运负债等于总资产减去短期负债、长期负债、少数股东权益、优先股和普通的账面价值。该指标每年 4 月底进行调整。 $NOA_q$ , 使用最近一个会计季度的期末营运资产减去营运负债计算  $NOA$ , 并除以对应会计区间的期初期末总资产的平均值。该指标每个季度进行调整, 最近一个季度的财务报告距离组合计算日期至少间隔 4 个月。

### 附录 1.3 事件类异象的选择及指标构建

在事件类异象方面, 笔者主要选择公告类异象中的未预期盈余异象和发行类异象中的股权发行异象的收益预测性。这里笔者基于日历法构建异象指标, 检验事件类异象的收益预测性。异象指标的选择及构建如下所示:

1. 公告类异象。在公告类异象方面, 笔者主要考察由公司的未预期盈余惊奇带来的超额收益现象。具体的, 在盈余公告后, 股票价格有按照未预期盈余的方向持续漂移的趋势, 未预期盈余高的股票将比未预期盈余低的股票表现更好。这里, 笔者计算标准化的未预期盈余 (Standardized Unexpected Earnings, *SUE*), 其公式为:

$$SUE_{i,q} = \frac{E_{i,q} - E_{i,q-4} - \delta_i}{\sigma_{i,q}} \quad (\text{附录 1-5})$$

其中,  $E_{i,q}$  为股票  $i$  在  $q$  季度的财报中经分拆调整后的每股净收益, 而  $E_{i,q-4}$  为股票  $i$  在滞后 4 个季度的每股净收益。 $\sigma_{i,q}$  为滞后的 8 个季度中 ( $E_{i,q} - E_{i,q-4}$ ) 的标准差。 $\delta_i$  为滞后的 8 个季度中 ( $E_{i,q} - E_{i,q-4}$ ) 的平均值。该指标每个季度进行季度调整。每月底, 笔者基于最近一个季度的财务报告计算的  $SUE$  构建组合。该指标每月进行月度调整。

2. 发行异象。最近的一些研究表明, 新股发行、增发和债务发行具有横截面上的收益预测性。因此, 在发行类异象方面, 笔者主要考察由于首次公开发行、综合权益发行 (包括增发、定增等) 带来的横截面收益的可预测性。具体异象的选择及构建如下所示:

(1) IPO 发行异象 (Initial Public offering, *IPO*)。公开发行事件具有很强的收益预测性, 其具体表现在三个方面: 一是, 新股在短期内具有很高的超额收益; 二是, 新股在长期表现弱势; 三是, 火爆的发行市场, 即在某些时期内,  $IPO$  集中发行并可以获取更高的超额收益。其中, 前两个特征反映了  $IPO$  事件在横截面上的收益预测性, 而后者反映了  $IPO$  事件收益的时间分布。本文中, 笔者主要考察  $IPO$  事件在横截面收益的预测效应, 并且考虑到中国发行市场的严格监管, 并多次暂停  $IPO$  审核和发行, 导致无法检验第一个方面特征在横截面上的收益预测性, 所以, 笔者主要检验  $IPO$  发行异象的最后一个方面, 即新股的长期表现弱势。此外, 需要说明的是, 在构建市场类异象和基本面类异象时, 笔者去除了上市不足 6 个月的样本, 而在检验  $IPO$  异象时, 笔者将对这部分数据进行补充, 从而更为完整地反

映中国股票市场中横截面异象收益的可预测性。

具体的，由于 IPO 发行与否为横截面差异提供了天然的分组变量。因此，笔者构建以下四个虚拟指标进行分组，并以此检验 IPO 发行后长期收益的预测性：①*IPOm1*，每月底根据股票的首次公开发行日期进行分组，若 IPO 发行在过去的 36 个月之内则将 *IPOm1* 设为 1，其余则设置为 0。该变量每月底进行调整。②*IPOm2*，考虑到中国股票市场上市首日的超高收益率及短期的持续收益现象，笔者去除股票上市首月的收益再进行分组。因此，每月底若股票处于 IPO 发行之后的 1 个月到 36 个月之内则将 *IPOm2* 设为 1，其余则设置为 0。该变量每月底进行调整。③*IPOm3*，笔者还考虑去除股票上市 3 个月的收益再进行分组。因此，每月底若股票处于 IPO 发行之后的 3 个月到 36 个月之内则将 *IPOm3* 设为 1，其余则设置为 0。该变量每月底进行调整。④*IPOm4*，笔者还考虑去除股票上市 6 个月的收益再进行分组。因此，每月底若股票处于 IPO 发行之后的 6 个月到 36 个月之内则将 *IPOm4* 设为 1，其余则设置为 0。该变量每月底进行调整。

(2) 混合权益发行异象 (Composite Equity Issuance, *CEI*)。这里，笔者参考 Daniel 和 Titman (2006) 的方法，衡量除 IPO 事件外，股票增发、员工股票期权计划或任何其他以所有权换取现金或服务等行为在横截面上的收益预测性。其基本公式为：

$$CEI = \ln\left(\frac{M_t}{M_{t-\tau}}\right) - r(t - \tau, t) \quad (\text{附录 1-6})$$

其中， $M_t$ 和 $M_{t-\tau}$ 分别代表当期和滞后 $\tau$ 期的股票市值， $r(t - \tau, t)$ 为 $t - \tau$ 期到  $t$  期股票经过分拆和除权等处理后的累积对数收益率。这里，笔者基于公式 (附录 1-6) 计算不同计算周期下的四个变量指标：*CEIy*，每年 (y 年) 4 月底，使用 y-3 年 4 月最后一个交易日计算的市值到 y 年 4 月最后一个交易日的市值以及对应时期内的累积对数收益率计算。该指标每年进行年度调整。*CEIy2*，每年 (y 年) 4 月底，使用 y-1 年 4 月最后一个交易日的市值到 y 年 4 月最后一个交易日的市值以及对应时期内累积对数收益率计算。该指标每年进行年度调整。*CEIm*，每月 (m 月) 底，使用 m-36 月最后一个交易日的市值到 m 月最后一个交易日的市值以及对应时期内累积对数收益率计算。该指标每月底进行月度调整。*CEIm2*，每月 (m 月) 底，使用 m-12 月最后一个交易日的市值到 m 月最后一个交易日的市值以及对应时期内累积对数收益率计算。该指标每月底进行月度调整。

最终，上述各类异象的异象指标和代理变量如附表 1 所示。

附表 1 代表性横截面异象指标及其代理变量

异象大类	异象种类	异象指标	代理变量
	规模异象	<i>Size</i>	<i>Size<sub>m</sub>, Size<sub>m2</sub>, Size<sub>y</sub>, Size<sub>y2</sub></i>
	流动性异象	<i>TO</i>	<i>TO-1m, TO-6m, TO-12m</i>
		<i>TV</i>	<i>TV<sub>m1</sub>, TV<sub>m3</sub>, TV<sub>m6</sub>, TV<sub>m12</sub></i>
		<i>RV</i>	<i>RV<sub>m1</sub>, RV<sub>m3</sub>, RV<sub>m6</sub>, RV<sub>m12</sub></i>
		<i>TVol</i>	<i>TVol<sub>m1</sub>, TVol<sub>m3</sub>, TVol<sub>m6</sub>, TVol<sub>m12</sub></i>

市场类异象	波动异象	<i>IVol</i> <i>Beta</i>	<i>IVolm1, IVolm3, IVolm6, IVolm12</i> <i>Beta1, Beta3, Beta6, Beta12</i>
	偏度类异象	<i>TS</i>	<i>TSm1, TSm3, TSm6, TSm12</i>
		<i>CoS</i> <i>IdS</i>	<i>CoSm1, CoSm3, CoSm6, CoSm12</i> <i>IdSm1, IdSm3, IdSm6, IdSm12</i>
动量/反转异象	<i>REV</i> <i>MAX</i>	<i>REV</i> <i>MAX1, MAX2, MAX3, MAX4, MAX5</i>	
基本面类异象	价值异象	<i>BM</i>	<i>BM<sub>y</sub>, BM<sub>y2</sub>, BM<sub>q</sub>, BM<sub>q2</sub></i>
		<i>EP</i>	<i>EP<sub>y</sub>, EP<sub>y2</sub>, EP<sub>q</sub>, EP<sub>q2</sub></i>
		<i>SP</i>	<i>SP<sub>y</sub>, SP<sub>y2</sub>, SP<sub>q</sub>, SP<sub>q2</sub></i>
		<i>CP</i>	<i>CP<sub>y</sub>, CP<sub>y2</sub>, CP<sub>q</sub>, CP<sub>q2</sub></i>
		<i>DP</i>	<i>DP<sub>y</sub>, DP<sub>y2</sub>, DP<sub>q</sub>, DP<sub>q2</sub></i>
	盈利异象	<i>GP</i> <i>ROA</i> <i>ROE</i> <i>OPA</i> <i>OPE</i>	<i>GP<sub>y</sub>, GP<sub>y2</sub>, GP<sub>q</sub>, GP<sub>q2</sub></i> <i>ROA<sub>y</sub>, ROA<sub>y2</sub>, ROA<sub>q</sub>, ROA<sub>q2</sub></i> <i>ROE<sub>y</sub>, ROE<sub>y2</sub>, ROE<sub>q</sub>, ROE<sub>q2</sub></i> <i>OPA<sub>y</sub>, OPA<sub>y2</sub>, OPA<sub>q</sub>, OPA<sub>q2</sub></i> <i>OPE<sub>y</sub>, OPE<sub>y2</sub>, OPE<sub>q</sub>, OPE<sub>q2</sub></i>
投资异象	<i>AG</i> <i>BEG</i> <i>IK</i> <i>IG</i>	<i>AG<sub>y</sub>, AG<sub>q</sub></i> <i>BEG<sub>y</sub>, BEG<sub>q</sub></i> <i>IK<sub>y</sub>, IK<sub>q</sub></i> <i>IG<sub>y</sub>, IG<sub>q</sub>, IG<sub>q2</sub></i>	
事件类异象	应计盈余类异象	<i>OA</i> <i>NOA</i>	<i>OA<sub>y</sub>, OA<sub>y2</sub>, OA<sub>q</sub>, OA<sub>q2</sub></i> <i>NOA<sub>y</sub>, NOA<sub>q</sub></i>
	公告类异象	<i>SUE</i> <i>IPO</i>	<i>SUE</i> <i>IPOm1, IPOm2, IPOm3, IPOm4</i>
	发行异象	<i>CEI</i>	<i>CEI<sub>y</sub>, CEI<sub>y2</sub>, CEI<sub>m</sub>, CEI<sub>m2</sub></i>

## 附录 2：综合异象指数及分类异象指数的构建

基于 Engelberg et al. (2018) 和 Stambaugh et al. (2015) 的研究，采用两种方法构建综合异象指数。具体步骤如下：第一步，笔者从附表 1 的 11 类异象中筛选计算综合异象指数的 31 种异象指标。对于仅存在一种方法计算的异象指标，笔者直接选择该异象指标构建综合异象指数。而对于采用多种方法计算的异象指标，笔者基于异象指标收益预测的显著性、预测信息的及时性和指标的稳定性对异象指标的代理变量进行遴选。具体的，对于不同方法计算的同一异象指标，以单变量组合分析中等权重加权的检验结果为依据<sup>4</sup>，优先选择收益预测性最强的变量（即套利组合可以产生最为显著的经风险调整后的超额收益的变量）作为

<sup>4</sup> 在进行投资组合分析时，笔者依据异象指标的十分位数将股票划分为 10 个组合，通过买入第 10 组合卖出第 1 组合构建零成本套利对冲组合检验异象指标的收益预测性。这里，本文采用 CAPM 模型对套利组合收益进行风险调整。

该种异象指标的代理变量。若变量的收益预测性相同，则采用最近信息（及时性）或者使用更多信息（满足稳定性）计算的变量作为该种异象指标的代理变量。比如，基本面类异象指标，当以年报计算的异象指标与以季报计算的异象指标的收益预测性相同时，则选择季报数据计算的异象指标。而对于市场类异象，当以年内日交易数据计算的异象指标与以月内日交易数据计算的异象指标的收益预测性相同时，则选择年内日交易数据计算的异象指标。笔者基于显著性、及时性和稳定性原则对异象指标进行遴选的逻辑是，该方法计算的异象指标可以带来更为明确的、及时的收益预测信息，同时这也可以保证该指标的计算时包含更少的噪声信息，指标更加稳定。若变量的收益预测性、预测信息的及时性和指标的稳定性均相同，则同时选择这些变量作为异象指标的候选指标，并在构建综合异象指数时进行相应处理（后文将详细说明）。此外，对于异象收益均不显著的同异象指标，笔者先选择与预期方向相符的指标，然后再基于上述原则进行选择。最终，进入计算综合异象指数的异象指标如附表 2 所示。

附表 2 综合异象指数的备选指标

异象类别		异象指标	预测方向	最终代理变量
市场类异象	规模异象	<i>Size</i>	-	<i>Size<sub>m</sub></i> 、 <i>Size<sub>m2</sub></i>
	流动性异象	<i>TO</i>	-	<i>TO-1m</i>
		<i>TV</i>	-	<i>TV<sub>m1</sub></i>
		<i>RV</i>	+	<i>RV<sub>m1</sub></i>
	波动类异象	<i>TVol</i>	-	<i>TVol<sub>m12</sub></i>
		<i>IVol</i>	-	<i>IVol<sub>m1</sub></i>
		<i>Beta</i>	-	<i>Beta<sub>12</sub></i>
	偏度类异象	<i>TS</i>	-	<i>TS<sub>m12</sub></i>
		<i>CoS</i>	-	<i>CoS<sub>m12</sub></i>
		<i>IdS</i>	-	<i>IdS<sub>m1</sub></i>
	动量/反转异象	<i>REV</i>	-	<i>REV</i>
		<i>MAX</i>	-	<i>MAX5</i>
基本面类异象	价值类异象	<i>BM</i>	+	<i>BM<sub>q2</sub></i>
		<i>EP</i>	+	<i>EP<sub>q2</sub></i>
		<i>SP</i>	+	<i>SP<sub>q2</sub></i>
		<i>CP</i>	+	<i>CP<sub>q2</sub></i>
		<i>DP</i>	+	<i>DP<sub>q2</sub></i>
	盈利类异象	<i>GP</i>	+	<i>GP<sub>q</sub></i> 、 <i>GP<sub>q2</sub></i>
		<i>ROA</i>	+	<i>ROA<sub>q</sub></i> 、 <i>ROA<sub>q2</sub></i>
		<i>ROE</i>	+	<i>ROE<sub>q</sub></i> 、 <i>ROE<sub>q2</sub></i>
		<i>OPA</i>	+	<i>OPA<sub>q</sub></i> 、 <i>OPA<sub>q2</sub></i>
		<i>OPE</i>	+	<i>OPE<sub>q</sub></i> 、 <i>OPE<sub>q2</sub></i>
	投资类异象	<i>AG</i>	-	<i>AG<sub>y</sub></i>
		<i>BEG</i>	-	<i>BEG<sub>y</sub></i>

		<i>IK</i>	-	<i>IKy</i>
		<i>IG</i>	-	<i>IGq2</i>
	应计类异象	<i>OA</i>	-	<i>OAy2</i>
		<i>NOA</i>	-	<i>NOAq</i>
	公告类异象	<i>SUE</i>	+	<i>SUE</i>
事件类异象	发行类异象	<i>IPO</i>	-	<i>IPOm2、IPOm4</i>
		<i>CEI</i>	-	<i>CEIm</i>

第二步，笔者基于 Engelberg et al. (2018) 的方法构建综合异象指数 (*Net*): (1) 每月底，笔者对每个异象指标进行排序，基于每个异象指标排序产生的五分位数定义买入组合 (*Long*) 和卖出组合 (*Short*)。由于 IPO 发行异象指标是一个虚拟变量，因此直接根据指标值定义买入组合 (*Long*) 和卖出组合 (*Short*)。这里的买入组合意味着，根据异象信息，股票最可能被低估，买入该组合的股票在未来可以获得更高收益，反之，卖出组合则代表最可能被高估的股票组合。若对于同一异象指标存在多个候选变量时，只要基于其中任意一个候选指标的排序被定义为买入组合或卖出组合，则该股票被划入对应的组合之中。需要说明的是，此处，笔者根据异象收益方向定义了买入和卖出组合。每月底笔者根据异象指标对买入和卖出组合进行调整。(2) 每月根据各个异象指标的排序，计算一只股票属于买入组合的次数。(3) 每月根据各个异象指标的排序，计算一只股票属于卖出组合的次数。(4) 计算一只股票在一个月里属于买入组合与卖出组合的数量之差，并以此作为综合异象指数 (*Net*)。该指数越大意味着该股票更多的属于买入组合之中，预示着股票存在更多低估信息，更可能存在低估的现象，股票未来更可能获得较高的收益。

第三步，笔者基于 Stambaugh et al. (2015) 的方法构建综合异象指数 (*Com*): (1) 每月底，笔者基于异象指标进行排序，并根据排序的分位数对股票进行赋值。对于连续的异象指标，当异象指标与股票收益是正向关系时，按照异象指标的升序进行排序，并基于升序的分位数从 1-100 对股票进行赋值，而当二者是负向关系时，则按照降序排序，并基于降序的分位数从 1-100 进行赋值。对于 IPO 发行异象，当异象指标的数值为 1 时，则相应股票赋值为 1，当数值为 0 时，则相应股票赋值为 100。上述处理可以使各异象指标表现出相同方向的收益预测信息，赋值越高的股票，根据异象指标的预测信息，股票未来更有可能获得更高的股票收益。若对于同一异象指标存在多个候选变量时，取多个候选指标排序后赋值的平均值。(2) 每月底，笔者计算每只股票在当月根据所有异象指标排序时的平均赋值，然后以此构建综合异象指数 (*Com*)。Com 的值越大，说明更多异象信息提示该股票存在低估现象，股票未来更可能获得较高的收益。

第四步，笔者还基于附表 1 中对 31 种异象指标的分类，采用 *Net* 的构建方法，分别基于市场类异象指标、基本面类异象指标和事件类异象指标，构建了市场类异象综合指数 (*MNet*)、基本面类异象综合指数 (*FNet*) 和事件类异象综合指数 (*ENet*)。同样地，笔者也



采用 *Com* 的构建方法，对应构建了市场类异象综合指数 (*MCom*)、基本面类异象综合指数 (*FCom*) 和事件类异象综合指数 (*ECom*)。

最后，为了保证综合异象指数的代表性，笔者对采用两种方法构建的综合异象指数进行一般性的处理：笔者要求一只股票在  $t-1$  月底必须有 60% 以上的异象指标包含在综合异象指数中，且不存在缺失值，即  $t-1$  月，一只股票至少要保证有 19 个异象指标可以用来计算该股票的综合异象指数，有 7 个指标可以用来计算市场类综合异象指数，有 10 个指标可以用来计算基本面类综合异象指数，有 2 个指标可以用来计算事件类综合异象指数。

## **Analyst Coverage and Stock Market Anomalies**

**Abstract:** This paper examines the role of analysts in improving the efficiency of information transmission in capital market by studying whether analysts effectively utilize the information in anomaly signals when making coverage decisions and the impact on the anomaly returns. The findings are as follows: (1) On the whole, analysts make coverage decisions based on professionalism, and analyst coverage contains information related to the future returns of stocks; (2) When making coverage decisions, analysts do not make full use of all information in anomaly signals. Analysts tend to follow stocks whose fundamental-relevant anomaly suggests undervaluation, but at the same time tend to follow stocks whose market-relevant anomaly suggests overvaluation. (3) Analyst coverage decisions contain incremental information beyond the anomalies. However, when the information embedded in the analyst coverages contradicts the anomalies, the return predictability of the anomalies still dominates, implying that the incremental information incorporated into the analyst coverages is not sufficient to offset the loss of information due to the ineffective use of the anomalies. (4) Anomaly returns decrease significantly in the stock portfolios highly covered by analysts. Moreover, when the analyst coverages contain information that contradicts the anomalies, it does not aggravate the mispricing. Instead, anomaly return decreases somewhat and is significantly lower than the portfolio constructed when the analyst coverages are consistent with the anomalies. These results indicate that analyst coverage behavior promotes the integration of incremental information, and improves the efficiency of the stock market. (5) The failure of analysts to effectively use stock market anomaly information is often influenced by economic incentives such as institutional shareholding pressure and catering to individual investors' information needs, as well as cognitive bias factors such as market sentiment and limited attention. However, the impact of arbitrage limits is not significant.

**Keywords:** Analyst coverage; Stock market anomalies; Limited attention; Investor sentiment;

Institutional shareholding pressure; Information demand of individual investors