

分析师社交媒体在信息传播效率中的作用^①

——基于分析师微博的研究

于李胜, 王成龙, 王艳艳*

(厦门大学管理学院, 厦门 361005)

摘要: 利用分析师开通微博这一现象, 探究社交媒体能否有助于提高分析师信息传播效率。主要结果表明: 首先, 与未开通微博的分析师相比, 分析师在开通微博后, 其信息传播效率显著提升, 而分析师停止在微博发布消息后, 提升效应随之消失; 其次, 分析师微博的关注度越高, 信息传播效率越高。进一步发现, 信息传播效率的提升效应仅适用于明星分析师和机构投资者持股比例高的公司, 说明微博信息的供求双方主要是明星分析师和机构投资者。总之, 本研究为探讨分析师社交媒体在资本市场中的作用提供了证据支持。

关键词: 社交媒体; 信息传播效率; 分析师; 微博关注度

中图分类号: F830.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2019)07-0107-20

0 引言

随着信息技术的发展, 社交媒体逐步成为资本市场参与主体进行信息披露的重要渠道^[1]。《新财富》统计数据显示, 对于证券分析师而言, 社交媒体已经成为与传统研究报告“平分秋色”的信息传播方式。以微博为例, 一方面, 自2009年起, 经实名认证开通并在微博上披露相关信息的分析师已达百余位, 人均年发布微博数约250条^②。另一方面, 越来越多的投资者开始利用分析师的社交媒体获得信息, 《2015微博用户发展报告》提供的资料显示, 2015年第三季度约有5400万人利用微博信息进行投资决策。此外, 社交媒体在分析师行业的应用还获得了制度支持。2010年10月, 证监会出台相关文件鼓励分析师在遵循法律法规的情况下通过网络

提供证券资讯服务^③。虽然分析师社交媒体的应用日益广泛, 然而其使用效果如何尚缺乏证据支持。基于此, 本研究以分析师微博作为研究对象, 探究分析师开通社交媒体对其信息传播效率的影响。

理论上, 传统的分析师信息传播渠道具有以下局限性: 其一, 分析师报告频度和公告时间的限制使得分析师报告中的信息缺乏及时性^[2]; 其二, 传统分析师信息传播大多依靠分析师向客户单向发送研究报告或者针对特定客户进行路演, 信息传播缺乏互动性与广泛性。

社交媒体可以在一定程度上弥补传统分析师信息传播渠道的不足。首先, 社交媒体可以更加及时、广泛地传递信息^[3-7]。其次, 社交媒体可以促进信息互动^[1,8], 借助社交媒体, 投资者能够与分析师“对话”, 从而更加深入地理解分析师的投

① 收稿日期: 2018-01-31; 修订日期: 2018-09-22.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71572163; 71532012; 71372074; 71422008); 国家自然科学基金重大资助项目(71790601); “国家万人计划”青年拔尖人才和校长基金·创新团队资助项目(20720171003).

通讯作者: 王艳艳(1980—), 女, 河南洛阳人, 教授, 博士生导师. Email: yanyanwang@xmu.edu.cn

② 数据来源: 新浪微博爬取数据.

③ 详见《发布证券研究报告暂行规定》.

资逻辑。最后,分析师在社交媒体及时公布企业调研等信息^④。这些信息有助于投资者充分了解分析师在调研过程中的参与程度,进而提高分析师信息的可信度。

基于探求分析师社交媒体如何影响其信息传播效率这一动机,本研究利用分析师微博进行实证研究。之所以选择微博,是因为:第一,相比其他社交媒体,微博能够更好地发挥信息共享与解读的职能^⑤。一方面,所有投资者均无须验证便可以浏览甚至关注分析师的微博,微博的这一相对优势能够有效促进分析师信息的广泛传播^⑥;另一方面,所有投资者均可以通过微博与分析师互动,如“私信”、“评论”、“点赞”等交流方式,即便是中小投资者也可以利用这些方式与分析师交流专业信息。第二,研究期间(2007年~2015年)恰好跨越了分析师微博从无到有再到衰退的时代,研究人员可以巧妙借用分析师微博不同的发展阶段设计实证研究方法验证分析师微博的作用^⑦。第三,在微博平台上,分析师的基础信息(如姓名、工作单位、粉丝数、微博内容等)格式统一且较为全面,便于研究人员获取相关信息。

本研究采用双重差分法进行实证检验,以使用微博的分析师(微博分析师)作为实验组,以未使用微博的分析师(非微博分析师)作为对照组,结果发现:首先,相较于非微博分析师,微博分析师开通微博后其盈余修正的股价敏感性显著提高,说明分析师开通社交媒体能够提高其信息传播效率;其次,分析师微博对资本市场的影响是通过吸引投资者关注度实现的,微博的关注度越高,传播范围越广,信息传播效率越高。进一步研究发现,盈余修正股价敏感性的提升效应仅适用于明星分析师和机构投资者持股比例高的公司,说明分析师微博信息的供求双方主要是明星分析师

和机构投资者。此外,为了检验微博开通与分析师信息传播效率之间的因果关系,本研究采用分析师停发微博这一事件,研究发现,分析师停止在微博上发布信息后,其盈余修正股价敏感性的提升效应随之消失。以上研究综合说明,微博开通是分析师信息传播效率提高的重要原因。

本研究的贡献在于:1)首次以分析师本人的微博为研究对象,证明分析师的社交媒体在资本市场中是有价值的。胡军等^[6]发现企业微博可以向分析师传递增量信息,而本研究则发现分析师微博可以向投资者传递增量信息。该结论扩大了社交媒体和信息披露领域的研究范围。2)本研究直接证明了投资者注意力对分析师信息传播效率的影响。过去关于投资者注意力的研究,主要是通过间接的指标衡量投资者注意力,比如当日报集中发布意味着投资者注意力可能分散^[9-12]。本研究利用分析师微博中的粉丝数,可以直接衡量投资者对于分析师的注意力的集中程度。

1 文献回顾与假说发展

资本市场是一个信息驱动的市场^[13],而社交媒体能够加快信息的传播^[3],因此,理论上,社交媒体能够驱动资本市场更加有效地运行。现实中,企业、分析师等市场参与主体也积极使用社交媒体进行信息传播。目前,学术界已经围绕企业社交媒体开展资本市场信息传播领域的研究。研究发现,企业社交媒体能够降低企业与投资者之间的信息不对称,进而降低买卖价差^[3]和股价同步性^[4,7],增加股票流动性^[3]、当日超额回报和交易量^[5]。值得注意的是,即便社交媒体上的信息只是对公司公告的二次传播,其依然能够增加投资者关注度,降低信息不对称^[14]。此外,社交媒

④ 取自《新财富》调查数据 <http://finance.sina.com.cn/stock/quanshang/ybyj/20140609/144319355242.shtml>。此外,分析师还会在社交媒体上重复预判观点,预判观点的验证能够向投资者传递其研究能力。

⑤ 取自《2015年中国社交应用用户行为研究报告》。

⑥ 2015年中国社交应用用户统计报告对比微信、陌陌和微博三大主要平台,发现微信主要用在熟人间的沟通,陌陌主要用于认识新朋友,而微博更适合信息传播。

⑦ 随着时代发展,微博虽然在分析师行业日渐“失宠”,但只要社交媒体在发展,社交媒体对分析师与投资者之间信息传播效率的影响就不会衰减。

体的互动性和及时性也能够发挥积极作用,如 Lee 等^[1]的研究表明,企业可以使用新媒体(尤其是互动型媒体)及时化解企业危机,避免负面影响蔓延。除了投资者,社交媒体还能够帮助分析师提高其对企业的认知水平。胡军等^[6]发现,当企业开通微博后,分析师会增加盈余修正频率、降低预测偏差以及分歧度。上述研究表明,企业社交媒体能够显著改善自身信息环境,提高资本市场运行效率。

然而,学术界尚未关注分析师的社交媒体对资本市场的影响,本研究拟对该问题进行探究。前期研究表明,分析师主要通过通过对上市公司信息进行挖掘与解读影响资本市场^[15-17]。具体而言,分析师可以扮演两种角色,一种是信息挖掘角色,另一种是信息解读角色。其中,信息挖掘角色指分析师通过向市场传递私有信息提高市场反应^[15,18];信息解读角色指分析师通过向投资者解析公开信息影响资本市场^[17,19]。然而,无论挖掘还是解读,分析师角色的扮演离不开信息渠道的支撑。也就是说,信息渠道会影响分析师角色发挥的有效性。

通过开通微博,分析师拓宽了信息渠道,可以利用社交媒体的优势充分发挥信息(挖掘和解读)角色。首先,微博可以更加广泛、及时地传播分析师信息。《新财富》调查表明,分析师既会通过社交媒体发布合规信息、会议纪要以及调研纪要,又会对已经发布的研究报告进行解读^⑧。由于所有投资者都可以及时查看分析师微博,因此借助微博,分析师的上述信息可以迅速而广泛地传播,从而有力促进信息挖掘角色和信息解读角色的发挥,提高信息传播效率。其次,微博可以加强分析师与投资者之间的互动交流。作为最重要的传统信息传播渠道,研究报告信息传播量有限,且仅能完成由分析师到投资者的单向信息流动。而微博中设置了“评论”、“私信”等互动方式,所有

投资者均可以针对研究报告中涉及的具体内容与分析师进行沟通。这有助于投资者更加充分地理解研究报告背后的投资逻辑,弥补单向信息传播模式的不足。综上所述,微博的开通能够促进投资者对分析师信息的获取与理解,从而对分析师信息表现出更高的敏感性。

值得注意的是,尽管微博能够提高信息传播的广泛性、及时性以及互动性,但是其发挥影响力的重要基础在于信息本身的有效性。如果分析师在微博中发布和讨论的内容没有信息含量,那么即便使用社交媒体,分析师的信息传播效率依然无法提升。更有甚者,当分析师发布或讨论的内容有偏时,相关信息同样会借助社交媒体迅速且广泛地传播,这将在更大范围内损害分析师声誉,最终降低其信息传播效率。然而,无论是《新财富》调查分析,还是本研究对样本中分析师微博内容的分析,都发现分析师会在微博中披露其研究报告、企业调研、股价预测等信息^⑨。此外,分析师还与企业高管互动留言^⑩。上述微博信息均有助于强化投资者对分析师能力、调研参与度以及人脉资源的认知,这些认知对于增加分析师信息传播效率至关重要^[16,20]。

基于上述分析,本研究认为微博能够帮助分析师及时、广泛地传递有价值的信息,提升分析师信息对资本市场的影响。基于上述分析,本研究发展假说 1。

假说 1 在其他条件相同的情况下,相对非微博分析师,微博分析师在使用微博后盈余修正的股价敏感性提高。

进一步,注意力是一种稀缺的认知资源^[21]。当投资者注意力不足时,信息传播效率会下降^[9-12]。因此,无论是企业盈余公告还是分析师盈余预测公告,都存在因注意力缺乏而导致的股价反应不足或盈余公告后漂移现象^[10,22-23]。上述研究表明,只有吸引了投资者注意力,信息的价

⑧ 信息来源:新浪财经 <http://finance.sina.com.cn/stock/quanshang/ybyj/20140609/144319355242.shtml>,下同。

⑨ 如华泰证券某分析师在微博分享研究报告《新力金融(600318):类金融领跑者,掘金互联网金融》并指出该公司的目标价为 38 元~40 元,齐鲁(中泰)证券某分析师在微博中提及“今天调研总体感觉板材需求明显弱于长材,……”等。

⑩ 如民生证券某分析师在微博上@太极股份某高管并留言“×总太谦虚了,……”。

值才能更加充分地反映到股价中。本研究推测, 微博吸引的投资者注意力(微博关注度)越高, 分析师信息的股价敏感性也就越高。基于此, 发展假说2。

假说2 在其他条件相同的情况下, 分析师微博的关注度与其盈余修正的股价敏感性正相关。

2 样本选择与研究设计

2.1 数据来源与样本选择

本研究的财务数据和分析师数据来自 CS-MAR 数据库, 机构投资者数据来自 WIND 数据库。另外, 微博分析师名单通过大数据分析从新浪微博^①获取。为了保证名单的准确性与权威性, 本研究只选择已在新浪微博进行实名认证的分析师。本研究的样本区间是2007年~2015年, 以2007年为起点的原因在于: 1) 2007年1月1日起, 上市公司开始实施新会计准则, 选择2007年及之后的年份可以避免准则前后财务指标度量标准不一致的情形; 2) 从2007年开始, 分析师人数及其预测数据迅速增加^②; 3) 微博从2009年开始正式启动, 分析师从2009年开始陆续开通微博, 选择最早事件日前两年的数据有利于更好地发挥 DID 方法的度量效果。

样本筛选过程如下: 首先, 本研究选择样本期间所有分析师的预测数据共 150 928 个观测值。其次, 因存在多个分析师对同一家公司同时进行盈余预测的情形, 本研究无法将同一窗口期的累计超额回报率与特定分析师一一对应。为了解决该问题, 本研究按照前期文献^[20, 24-25]的做法, 删掉所有在盈余预测日以及前后两个交易日(即 $[-1, 1]$) 内出现重叠的盈余预测数据(共

128 219个观测值)。再次, 在剩余的样本中剔除有关金融类和 ST、* ST 公司的盈余预测数据共 740 个观测值。最后, 参照 Bonner 等^[26]的做法, 本研究只保留盈余公告日之前一年内存在盈余预测数据的样本^③, 在保证所有分析师和公司相关控制变量不缺失的前提下^④, 最终得到 7 945 个观测值。本研究对所有连续变量进行了 1% 和 99% 水平上的缩尾处理。

为了清晰展示分析师开通微博的情况, 本研究对相关数据进行分年度统计(详见表1)。首先, 基于筛选前样本总数, 本研究分别统计每年新开通微博分析师人数、停止预测微博分析师人数、盈余预测微博分析师人数。其中, 新开通微博分析师人数 = 当年开通微博的分析师人数; 停止预测微博分析师人数 = 停止发布盈余预测的微博分析师人数; 盈余预测微博分析师人数 = 当年进行盈余预测的微博分析师人数; 依据上述定义, 当年盈余预测微博分析师人数 = 去年盈余预测微博分析师人数 + 新开通微博分析师人数 - 停止预测微博分析师人数。其次, 本研究注意到, 某些分析师虽然仍在进行盈余预测, 但却不再发布微博, 因此本研究对停发微博的分析师人数进行统计, 停发微博人数 = 当年仍在进行盈余预测但却不再发布微博的分析师人数。最后, 经过严格的数据筛选过程, 分析师总人数以及微博分析师人数发生了变化, 为此, 本研究对经过样本筛选的分析师总人数及微博分析师人数进行统计。其中, 筛选后盈余预测分析师总人数 = 保留下来的 7 945 个样本中每年进行盈余预测的分析师总人数; 筛选后盈余预测微博分析师人数 = 7 945 个样本中每年进行盈余预测的微博分析师人数。表 1 显示, 2010 年~2012 年是分析师开通微博的高

① 之所以选择新浪微博, 是因为根据 2010 年互联网数据中心(DCCI)的独立调查, 69.7% 的微博用户或者潜在用户将新浪微博作为首选微博。

② 对上市公司进行盈余预测的分析师人数由 2006 年的 658 人陡升至 2007 年的 1 079 人。

③ 由于美国的分析师对上市公司进行季度预测, 所以多保留某季度盈余公告日之前 90 天内的预测数据, 借鉴到中国分析师只进行年度盈余预测的应用情境, 本研究采用只保留年度盈余公告日之前一年内的预测数据。如 A 公司在 2010 年的盈余公告日为 2011 年 2 月 15 日, 那么就保留所有分析师在 2010 年 2 月 16 日至 2011 年 2 月 13 日(抛除盈余公告影响)期间对 A 公司 2010 年盈余的预测数据。

④ 主要是在计算盈余修正(REV)时丢失了分析师对该公司当年第一次盈余预测的样本。

峰期,2014 年及之后,开通人数迅速下降,而停发 人数却迅速增加。

表 1 分析师微博年度统计表

Table 1 Statistics of analysts' microblogs

年份	新开通微博 分析师人数	停止预测微博 分析师人数	盈余预测微博 分析师人数	停发微博人数	筛选后盈余预测 分析师总人数	筛选后盈余预测 微博分析师人数
2007	0	0	0	0	236	0
2008	0	0	0	0	475	0
2009	4	0	4	0	481	1
2010	35	0	39	1	447	7
2011	59	2	96	1	427	25
2012	24	3	117	5	389	31
2013	7	8	116	20	376	24
2014	3	14	105	32	324	21
2015	0	24	81	30	297	20

注：列(1)~列(4)的统计主体为样本筛选前的总样本,其中,(当年)盈余预测微博分析师人数 = 去年盈余预测微博分析师人数 + 新开通人数 - 停止预测人数;列(5)、列(6)的统计主体为回归分析中的样本。

2.2 模型设定和变量说明

为了检验分析师是否开通微博对盈余修正股价敏感性的影响,本研究设定模型(1)

$$\begin{aligned}
 CAR_{i,j,t} = & \alpha_0 + \alpha_1 REV_{i,j,t} + \alpha_2 MICROB_{j,t} + \alpha_3 REV_{i,j,t} \times MICROB_{j,t} + \\
 & \alpha_4 STAR_{j,t} + \alpha_5 REV_{i,j,t} \times STAR_{j,t} + \alpha_6 BROKESIZE_{j,t} + \\
 & \alpha_7 REV_{i,j,t} \times BROKESIZE_{j,t} + \alpha_8 HORIZ_{i,j,t} + \\
 & \alpha_9 REV_{i,j,t} \times HORIZ_{i,j,t} + \alpha_{10} SIZE_{i,t} + \\
 & \alpha_{11} REV_{i,j,t} \times SIZE_{i,t} + \alpha_{12} BM_{i,t} + \\
 & \alpha_{13} REV_{i,j,t} \times BM_{i,t} + \alpha_{14} SOE_{i,t} + \\
 & \alpha_{15} REV_{i,j,t} \times SOE_{i,t} + \alpha_{16} INSHLD_{i,t} + \\
 & \alpha_{17} REV_{i,j,t} \times INSHLD_{i,t} + \varepsilon_{i,j,t} \quad (1)
 \end{aligned}$$

本研究利用不同分析师在不同年份开通微博这一特殊情形设置变量 *MICROB*, 交错采纳 (staggered adoption) 的存在使得 *MICROB* 本身可以实现双重差分的效果^⑮。其中, *MICROB* 代表是否为微博分析师在开通微博之后的预测样本, 如果是则为 1, 否则为 0。例如, 如果 A 分析师在 2010 年开通了微博, 那么对应 A 分析师在 2010 年及之后年份的盈余预测数据, *MICROB* 均取 1, 2010 年之前的年份, *MICROB* 取 0; 如果某分析师一直没

有开通微博, 那么 *MICROB* 均取 0。

CAR 指分析师盈余预测窗口期内 ($[-1, 1]$) 的累计超额回报率。其中, 日超额回报率 = 考虑现金红利再投资的日个股回报率 - 考虑现金红利再投资的按总市值加权平均法计算的日市场回报率^[20,29]。本研究借鉴前人做法^[20,25,30]度量分析师盈余修正 (*REV*), 即 *REV* = (分析师盈余预测 - 同一分析师上次对同一公司同一会计期间的盈余预测) / 本次盈余预测日前两个交易日的股价。

由于分析师盈余修正的市场反应与分析师和公司特征紧密相关, 本研究在模型(1)中同时控制分析师和公司特征。分析师相关变量主要参考前期文献^[20,31,32,33]普遍采用的控制变量, 包括是否为明星分析师 (*STAR*)、券商规模 (*BROKER*)、提前预测时间 (*HORIZ*)。公司特征主要借鉴 Bonner 等^[26]的做法控制公司规模 (*SIZE*)、账面市值比 (*BM*) 和机构投资者持股比例 (*INSHLD*)。此外, 考虑到中国的特殊制度背景, 本研究还加入了企业产权性质 (*SOE*)。变量定义详见表 2。

⑮ 事实上, 该方法在国外比较常见, 如 Lennox 和 Li^[27]、Ali 等^[28]等。其中, 与本研究类似, Ali 等^[28]将组成 DID 方法的关键变量与其他变量进行交乘。

表2 主要变量定义表

Table 2 Definition of main variables

变量	度量标准
<i>CAR</i>	分析师盈余预测窗口期内([-1,1]) 的累计超额回报率,其中,日超额回报率 = 考虑现金红利再投资的日个股回报率 - 考虑现金红利再投资的按总市值加权平均法计算的日市场回报率
<i>REV</i>	(分析师盈余预测 - 同一分析师上次对同一公司同一会计期间的盈余预测)/本次盈余预测日前两个交易日的股价
<i>MICROB</i>	如果是微博分析师在开通微博之后的预测样本,取值为1,否则为0
<i>FANS</i>	ln(1 + 粉丝数),分别采用全样本法(FANS1)、静态粉丝数法(FANS2)和动态粉丝数法(FANS3)度量,详见“模型”(2)部分.
<i>STAR</i>	如果某分析师被《新财富》杂志评为明星分析师,则为1,否则为0
<i>BROKER</i>	ln(券商当年雇佣的分析师人数)
<i>HORIZ</i>	ln(盈余公告日 - 盈余预测日)
<i>SIZE</i>	ln(公司总资产)
<i>BM</i>	ln(所有者权益/年末总市值)
<i>SOE</i>	如果实际控制人是国有股、国家股或者国家法人股则取1,否则取0
<i>INSHLD</i>	机构投资者持股比例

对于假说2,本研究以粉丝数度量分析师微博关注度,检验微博关注度对分析师盈余修正股价敏感性的影响,具体模型如下

$$\begin{aligned}
 CAR_{i,j,t} = & \alpha_0 + \alpha_1 REV_{i,j,t} + \alpha_2 FANS_{j,t} + \alpha_3 REV_{i,j,t} \times FANS_{j,t} + \\
 & \alpha_4 STAR_{j,t} + \alpha_5 REV_{i,j,t} \times STAR_{j,t} + \alpha_6 BROKESIZE_{j,t} + \\
 & \alpha_7 REV_{i,j,t} \times BROKESIZE_{j,t} + \alpha_8 HORIZ_{i,j,t} + \\
 & \alpha_9 REV_{i,j,t} \times HORIZ_{i,j,t} + \alpha_{10} SIZE_{i,t} + \\
 & \alpha_{11} REV_{i,j,t} \times SIZE_{i,t} + \alpha_{12} BM_{i,t} + \\
 & \alpha_{13} REV_{i,j,t} \times BM_{i,t} + \alpha_{14} SOE_{i,t} + \\
 & \alpha_{15} REV_{i,j,t} \times SOE_{i,t} + \alpha_{16} INSHLD_{i,t} + \\
 & \alpha_{17} REV_{i,j,t} \times INSHLD_{i,t} + \varepsilon_{i,j,t}
 \end{aligned}
 \quad (2)$$

其中 $FANS = \ln(1 + \text{粉丝数})$. 需要说明的是,微博分析师的粉丝数并非在样本期内分时段爬取,而是于样本期末一次性获取所有微博分析师的关注人数. 为了更好地度量分析师关注度,本研究依次采用如下三种方法度量粉丝数:1)全样本法(FANS1),即采用全样本进行回归分析,全样本中微博分析师以实际获取的静态粉丝数为该分析师的粉丝数,非微博分析师的粉丝数为0;2)静态粉丝数法(FANS2),即仅选用微博分析师在开通微博后的样本,并将实际获取的静态粉丝数作为该分析师的粉丝数;3)动态粉丝数法(FANS3),亦

仅选用微博分析师在开通微博后的样本,但为了弥补静态粉丝数的不足,假定所有微博分析师的粉丝匀速增长,在该前提下将静态粉丝数转化为动态粉丝数. 举例说明,分析师S于2013年开通微博,S在2015年的静态粉丝数为150万,那么S在2013年、2014年和2015年的动态粉丝数依次为50万、100万、150万. 其他变量定义同模型(1).

3 实证结果分析

3.1 描述性统计与相关系数矩阵

表3为主要变量的描述性统计. 累计超额回报率*CAR*的均值是0.003,中位数是0.001,*REV*的均值是-0.003,中位数是0.000,两个关键变量的数据特征与Bonner等^[26]和Lee和Lo^[20]的数据特征类似.*MICROB*的均值为0.035,说明约3.5%的盈余预测是由微博分析师出具的.

表4列示了主要变量的Pearson相关系数矩阵. 表4显示,*CAR*和*REV*显著正相关,初步说明盈余越向上修正,市场累计超额回报率越高,结果符合逻辑. 其他变量由于未与*REV*交乘,因此暂时无法说明其与分析师盈余修正股价敏

感性的相关关系. 关于控制变量,除了 *BM* 和 *SIZE* 的相关系数为 0.445 之外,其他变量间的相关系数都小于 0.3,说明回归模型的多重共线性问题不严重.

表3 描述性统计

Table 3 Descriptive statistics of main variables

变量	样本数	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>CAR</i>	7 945	0.003	0.001	0.016	-0.037	0.059
<i>REV</i>	7 945	-0.003	0.000	0.012	-0.071	0.025
<i>MICROB</i>	7 945	0.035	0.000	0.183	0.000	1.000
<i>FANS1</i>	7 945	0.276	0.000	1.475	0.000	13.308
<i>FANS2</i>	276	7.930	8.259	1.391	3.135	13.308
<i>FANS3</i>	276	7.401	7.433	1.324	2.485	13.126
<i>STAR</i>	7 945	0.201	0.000	0.401	0.000	1.000
<i>BROKER</i>	7 945	3.574	3.611	0.594	1.386	4.860
<i>HORIZ</i>	7 945	4.861	4.990	0.740	2.398	5.889
<i>SIZE</i>	7 945	22.535	22.366	1.302	19.820	25.886
<i>BM</i>	7 945	-1.284	-1.266	0.704	-3.264	0.126
<i>SOE</i>	7 945	0.379	0.000	0.485	0.000	1.000
<i>INSHLD</i>	7 945	0.403	0.426	0.146	0.027	0.642

注：所有连续变量均在 1% 和 99% 水平上进行了缩尾处理 (Winsorize), 下同.

表4 相关系数表

Table 4 Correlation matrix

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
(1) <i>CAR</i>	1.000									
(2) <i>REV</i>	0.038 ***	1.000								
(3) <i>MICROB</i>	0.002	0.002	1.000							
(4) <i>STAR</i>	0.016	0.018	0.150 ***	1.000						
(5) <i>BROKER</i>	0.054 ***	0.017	0.045 ***	0.276 ***	1.000					
(6) <i>HORIZ</i>	-0.052 ***	0.024 **	0.012	0.002	-0.017	1.000				
(7) <i>SIZE</i>	-0.058 ***	-0.028 **	0.040 ***	0.055 ***	0.022 *	-0.019 *	1.000			
(8) <i>BM</i>	-0.075 ***	-0.138 ***	0.039 ***	0.017	-0.049 ***	0.038 ***	0.445 ***	1.000		
(9) <i>SOE</i>	0.002	-0.018	-0.063 ***	-0.007	-0.071 ***	-0.013	0.047 ***	0.072 ***	1.000	
(10) <i>INSHLD</i>	-0.030 ***	0.055 ***	0.027 **	0.059 ***	0.068 ***	-0.015	0.252 ***	-0.080 ***	-0.246 ***	1.000

注：本表列示了主回归中所有变量的 Pearson 相关系数, *, **, *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平上显著 (双尾检验).

3.2 回归结果分析

表5为分析师是否开通微博和盈余修正股价敏感性的回归结果. 本研究在回归模型中依次添加 *REV*、*MICROB*、*REV × MICROB*、影响分析师信息传播效率的基础变量 (是否明星分析师 *STAR* 和公司规模 *SIZE*) 以及控制变量, 回归结果分别对应表5(1)列~(5)列. 列(1)中 *REV* 的回归系数为 0.045, 调整 R^2 为 0.141. 列(2)中 *MICROB* 的系数较小, 仅为 0.001, 调整 R^2 增加至 0.142. 列(3)在列(2)的基础上添加了 *REV × MICROB*, *REV × MICROB* 的回归系数为 0.080, 该系数接近

REV 的系数的两倍, 说明微博的应用极大提高了分析师的信息传播效率, *REV × MICROB* 的 T 值为 1.48, 比较接近 10% 的显著性水平. 列(4)中 *REV × MICROB* 在 5% 水平正显著, 说明在排除影响分析师信息传播效率的基础因素 (明星分析师 *STAR* 和公司规模 *SIZE*) 以后, 微博能够显著提高分析师信息传播效率. 列(5)添加了必要的控制变量, *REV × MICROB* 的系数增加至 0.116 且在 5% 水平上显著, 说明与非微博分析师相比, 微博分析师开通微博后其盈余修正的股价敏感性提高 11.6%. 表5结果表明, 微博能够帮助分析师提高盈余修正

股价敏感性,即分析师能够通过开通微博提高其信息传播效率,结论支持假说1.

表5 分析师是否开通微博对盈余修正股价敏感性的影响(H1)

Table 5 Effects of microblog on earnings response coefficients (H1)

变量	(1)		(2)		(3)		(4)		(5)	
	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.005	6.24***	0.005	6.23***	0.003	3.70***	0.004	3.87***	0.003	3.40***
<i>REV</i>	0.045	2.87***	0.044	2.84***	0.042	2.35***	0.062	3.40***	0.037	1.53
<i>MICROB</i>			0.001	1.31	0.001	1.37	0.001	1.16	0.001	1.16
<i>REV × MICROB</i>					0.080	1.48	0.112	1.96**	0.116	2.00**
<i>STAR</i>							0.001	1.75*	0.000	0.63
<i>REV × STAR</i>							-0.073	-1.54	-0.087	-1.88*
<i>BROKERSIZE</i>									0.001	3.24***
<i>REV × BROKERSIZE</i>									0.040	1.71*
<i>HORIZON</i>									-0.001	-3.28***
<i>REV × HORIZON</i>									0.046	1.98**
<i>SIZE</i>							-0.002	-1.68*	-0.001	-0.65
<i>REV × SIZE</i>							-0.025	-2.14**	-0.030	-1.89*
<i>BM</i>									-0.001	-1.54
<i>REV × BM</i>									0.039	1.39
<i>SOE</i>									-0.000	-0.13
<i>REV × SOE</i>									0.030	0.74
<i>INSHLD</i>									-0.002	-0.71
<i>REV × INSHLD</i>									-0.100	-0.69
<i>YEAR FE</i>	YES		YES		YES		YES		YES	
<i>FIRM FE</i>	YES		YES		YES		YES		YES	
<i>N</i>	7 945		7 945		7 945		7 945		7 945	
Adj. R^2	0.141		0.142		0.142		0.144		0.149	

注:(1)*CAR*指分析师盈余预测窗口期内 $[-1,1]$ 的累计超额回报率,其中,日超额回报率=考虑现金红利再投资的日个股回报率-考虑现金红利再投资的按总市值加权平均法计算的日市场回报率;(2)*MICROB*代表是否为微博分析师在开通微博之后的预测样本,如果是则为1,否则为0;(3)*REV*=(分析师盈余预测-同一分析师上次对同一公司同一会计期间的盈余预测)/本次盈余预测日前两个交易日的股价;控制变量定义详见表2。*、**、***分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验)。

表6列示了微博关注度和分析师盈余修正股价敏感性的回归结果。本研究用 $\ln(1 + \text{粉丝数})$ 衡量分析师关注度(*FANS*)。其中,(1)列~(3)列分别对应*FANS*的三种度量方法(全样本法、静态粉丝数法、动态粉丝数法)。由表6可知,列(1)中*REV × FANS*的系数为0.014,且在5%水平上显著为正,说明分析师粉丝数的对数每增加1%,其跟踪公司的盈余修正股价敏感性增加1.4%;列(2)中*REV × FANS*的系数为

0.161,且在5%水平上显著为正,说明分析师粉丝数的对数每增加1%,其跟踪公司的盈余修正股价敏感性增加16.1%^⑩;列(3)中*REV × FANS*的系数为0.132,且在5%水平上显著为正,说明分析师粉丝数的对数每增加1%,其跟踪公司的盈余修正股价敏感性增加13.2%。表6结果一致说明,分析师通过微博吸引的投资者注意力越集中,其信息传播效率越高,结论支持假说2。

^⑩ 列(1)、列(2)和列(3)的系数差别较大,主要原因在于全样本中*FANS*为0的样本过多,削弱了*REV × FANS*对*CAR*的影响的平均效应。

表6 微博关注度对分析师盈余修正股价敏感性的影响(H2)

Table 6 Effects of attention on earnings response coefficients (H2)

变量	全样本		微博分析师		动态粉丝数	
	系数	t值	系数	t值	系数	t值
<i>INTERCEPT</i>	0.003	3.43***	0.008	2.16**	0.008	2.35**
<i>REV</i>	0.036	1.52	-0.289	-2.71***	-0.281	-2.58***
<i>FANS</i>	0.000	0.95	-0.002	-1.43	-0.002	-1.51
<i>REV × FANS</i>	0.014	2.19**	0.161	2.19**	0.132	1.74*
<i>STAR</i>	0.000	0.65	-0.004	-1.57	0.004	-1.57
<i>REV × STAR</i>	-0.088	-1.87*	0.005	0.03	0.044	0.23
<i>BROKERSIZE</i>	0.001	3.23***	-0.000	-0.03	0.000	0.09
<i>REV × BROKERSIZE</i>	0.040	1.71*	0.288	1.57	0.279	1.48
<i>HORIZON</i>	-0.001	-3.27***	-0.002	-1.59	-0.002	-1.60
<i>REV × HORIZON</i>	0.046	1.98**	-0.092	-0.98	-0.092	-0.97
<i>SIZE</i>	-0.001	-0.65	0.001	0.64	0.001	0.64
<i>REV × SIZE</i>	-0.030	-1.90*	-0.062	-0.87	-0.070	-0.91
<i>BM</i>	-0.001	-1.54	-0.004	-1.77*	-0.004	-1.77*
<i>REV × BM</i>	0.039	1.39	0.341	2.69***	0.348	2.75***
<i>SOE</i>	-0.000	-0.13	-0.005	-1.78*	-0.005	-1.74*
<i>REV × SOE</i>	0.030	0.75	0.403	1.73*	0.426	1.58
<i>INSHLD</i>	-0.002	-0.72	-0.018	-1.83*	-0.017	-1.80*
<i>REV × INSHLD</i>	-0.098	-0.67	0.901	1.54	0.909	1.41
<i>YEAR FE</i>		YES		YES		YES
<i>FIRM FE</i>		YES		NO		NO
<i>IND FE</i>		NO		YES		YES
<i>N</i>		7 945		276		276
Adj. <i>R</i> ²		0.149		0.261		0.260

注: 列(1)采用全样本法(FANS1),即采用全样本进行回归分析,全样本中微博分析师按照实际获取的静态粉丝数作为该分析师的粉丝数,非微博分析师的粉丝数为0;列(2)采用静态粉丝数法(FANS2),即仅选用微博分析师在开通微博后的样本,微博分析师按照实际获取的静态粉丝数作为该分析师的粉丝数;列(3)采用动态粉丝数法(FANS3),亦仅选用微博分析师在开通微博后的样本,但为了弥补静态粉丝数的不足,在假定所有微博分析师的粉丝数呈匀速增长模式的前提下将静态粉丝数转化为动态粉丝数。由于样本量太小,(2)列只能控制行业固定效应(INDUSTRY FIXED EFFECT)。*、**、***分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验)。

3.3 进一步分析

3.3.1 信息供给方探究

作为信息供给方,分析师的类型不同,其信息传播效率存在系统性差异,明星分析师的信息传播效率显著高于非明星分析师^[34]。前文分析表明,微博的使用能够提升分析师信息的传播效率,由此产生疑问,微博是帮助明星分析师“锦上添花”还是为非明星分析师“雪中送炭”?

一方面,对比非明星分析师,明星分析师原有的市场认可度更高^[35]。如果开通微博,明星分析师更容易吸引粉丝或者得到投资者的关注。此外,投资者也更倾向于通过微博平台向与更“专

业”的明星分析师互动交流。传播范围的扩大以及互动性的提升使得明星分析师的信息得到更加广泛、及时地传播,因此,微博可能更有利于提升明星分析师的信息传播效率。另一方面,与明星分析师相比,市场对非明星分析师相对缺乏了解。使用微博后,非明星分析师市场认知度提升的边际效应可能更大。而且,与明星分析师相比,非明星分析师发布的信息质量并不差^[34],在某些情形下甚至更高^[36]。微博的使用为有“才能”的非明星分析师提供了一条提高信息传播效率的途径。因此,微博也有可能帮助非明星分析师提升信息传播效率。

为了明晰分析师微博的主要信息供给方,本研究根据分析师是否曾经当选明星分析师将样本划分为两组,分别考察明星分析师组和非明星分析师组中微博对分析师盈余修正股价敏感性的影响。结果如表7所示, $REV \times MICROB$

在明星分析师组中的系数为0.115且在5%水平下显著,而非明星分析师组中不显著。表7结果说明,微博能够提升明星分析师的盈余修正股价敏感性,而无法帮助非明星分析师提高信息传播效率。

表7 是否当选过明星分析师对分析师是否开通微博和盈余修正股价敏感性的影响

Table 7 Effects of star analysts on sensitivity of microblog on earnings response coefficients

变量	明星分析师		非明星分析师	
	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.006	5.41 ***	0.003	4.85 ***
<i>REV</i>	-0.098	-1.92 *	0.043	1.46
<i>MICROB</i>	0.000	0.24	0.004	1.99 **
<i>REV × MICROB</i>	0.115	1.97 **	0.029	0.19
<i>BROKERSIZE</i>	0.002	1.23	0.001	2.92 ***
<i>REV × BROKERSIZE</i>	0.046	0.46	0.047	1.51
<i>HORIZON</i>	-0.000	-0.82	-0.001	-3.38 ***
<i>REV × HORIZON</i>	0.011	0.13	0.051	2.70 ***
<i>SIZE</i>	-0.002	-0.88	-0.000	-0.51
<i>REV × SIZE</i>	-0.013	-0.23	-0.059	-1.94 *
<i>BM</i>	-0.000	-0.13	-0.001	-2.67 ***
<i>REV × BM</i>	0.111	1.75 *	0.044	1.38
<i>SOE</i>	-0.001	-0.34	0.001	1.03
<i>REV × SOE</i>	-0.045	-0.80	0.053	2.39 **
<i>INSHLD</i>	0.003	0.57	-0.002	-1.80 *
<i>REV × INSHLD</i>	-0.168	-0.84	0.131	1.67 *
<i>YEAR FE</i>	YES		YES	
<i>FIRM FE</i>	YES		YES	
<i>N</i>	1 985		5 960	
Adj. R^2	0.339		0.173	

注: (1)列对应分析师当选过明星分析师的子样本, (2)列对应分析师未当选过明星分析师的子样本。*、**、*** 分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验)。

3.3.2 信息需求方探究

机构投资者和个人投资者共同构成了我国资本市场上的两大阵营。然而,二者在时间投入、专业能力、人脉资源等方面均存在系统性差异^[37]。本研究认为,针对不同类型的投资者,微博提高分析师信息传播效率的作用机制是不同的。机构投资者可能更多倚重理解机制,而个人投资者则更加偏向认知机制。

具体而言,第一,对于机构投资者和分析师,双方都有更加强烈的动机与对方加强互动交流。从机构投资者角度出发,相比个人投资者,他们在投资决策中表现得更加理性^[38]。为了厘清分析

师的投资逻辑,机构投资者在咨询分析师方面主动性更高。站在分析师角度,在派点制和明星分析师评选制度下,与个人投资者相比,分析师也更倾向于服务机构投资者。微博的出现为机构投资者与分析师的沟通交流提供了一条重要渠道。《新财富》杂志2015年的调查结果显示,目前微博等第三方平台已经成为分析师服务机构投资者的重要方式,其在所有沟通方式中占8.3%。当分析师在微博中透露上市公司信息时,机构投资者可以向分析师及时了解更加深入、更加细致的信息。比如案例显示,分析师与大客户在微博上存在互粉互动的情形,甚至设立微博私密群及时交

流. 相反,对于个人投资者,信息供需双方的沟通意愿均相对较低,因此,本研究认为,分析师微博信息传播的理解机制只有在机构投资者比例高的公司中才能够得到更好地体现.

第二,个人投资者接触分析师的机会相对较少,微博信息对于加强其对分析师的认知的边际效用更高. 与机构投资者相比,个人投资者与分析师沟通交流的机会与时间相对缺乏. 当分析师开通微博后,所有人都可以浏览分析师微博,这为个人投资者了解分析师提供了一条便捷通道. 对分析师微博长期的跟踪与观察有助于大幅提升个人投资者对分析师的认知水平. 而对于机构投资者,由于其已经对分析师有了一定程度的了解,微博的开通在进一步加强分析师认知方面边际效用

发生递减. 因此本研究认为,分析师微博信息传播的认知机制只有在个人投资者比例高的公司中才能够得到更好地体现.

为了探究分析师微博的信息需求方,同时进一步区分分析师微博的作用机制,本研究借鉴Chen等^[39]和许年行等^[40]的做法,按照机构投资者持股比例将样本公司分为两组,分别探究机构投资者持股比例低组和高组中分析师微博对分析师信息传播效率的影响. 回归结果如表8所示,本研究发现,分析师开通微博后,其盈余修正股价敏感性的提高效应仅存在于机构投资者持股比例高的公司中. 该结果说明,机构投资者可能是分析师微博的主要信息需求方,分析师微博主要通过理解机制发挥作用.

表8 机构投资者持股比例对分析师是否开通微博和盈余修正股价敏感性的影响

Table 8 Effects of institutional investor on sensitivity of microblog on earnings response coefficients

变量	持股比例低组		持股比例高组	
	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.004	3.96 ***	0.002	1.87 *
<i>REV</i>	0.005	0.12	0.157	2.08 **
<i>MICROB</i>	0.002	1.12	0.001	0.81
<i>REV × MICROB</i>	0.066	0.77	0.200	2.03 **
<i>STAR</i>	0.000	0.36	0.000	0.27
<i>REV × STAR</i>	-0.064	-1.02	-0.136	-2.25 **
<i>BROKER</i>	0.001	1.44	0.001	2.07 **
<i>REV × BROKER</i>	0.062	0.79	0.022	0.84
<i>HORIZ</i>	-0.001	-2.63 ***	-0.000	-1.41
<i>REV × HORIZ</i>	0.060	1.43	0.033	0.83
<i>SIZE</i>	-0.000	-0.13	-0.003	-4.01 ***
<i>REV × SIZE</i>	-0.041	-1.93 *	-0.015	-0.98
<i>BM</i>	-0.003	-3.10 ***	0.001	2.04 **
<i>REV × BM</i>	0.078	2.71 ***	0.007	0.24
<i>SOE</i>	0.001	0.57	-0.000	-0.46
<i>REV × SOE</i>	0.051	1.59	-0.005	-0.23
<i>INSHLD</i>	-0.002	-0.39	0.006	0.91
<i>REV × INSHLD</i>	-0.034	-0.14	-0.956	-1.47
<i>YEAR FE</i>	YES		YES	
<i>FIRM FE</i>	YES		YES	
<i>N</i>	3 972		3 973	
Adj. <i>R</i> ²	0.227		0.177	

注: 本研究按照机构投资者占流通股比例将所有公司平均分成两组,(1)列代表持股比例最低组的回归结果,(2)列代表持股比例最高组的回归结果. *,**、*** 分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验).

4 稳健性检验

4.1 机制检验

微博能够提高分析师盈余预测信息传播效率的前提在于分析师在其微博中传播了有效信息,且该信息有利于投资者对分析师研究报告的后续解读.为了验证该论述,本研究:1)通过爬虫方法获取所有微博分析师的微博内容;2)依据上市公司股票代码和股票简称逐一筛选提及上市公司信息的微博;3)确认发布上市公司相关微博的发布日期、分析师姓名以及上市公司股票代码等信息;4)通过分析师姓名和上市公司股票代码将微博数据与分析师盈余预测数据匹配,并按照如下方法进行回归分析:

第一,按照分析师对某上市公司发布相关微博的发布时间与对同一公司进行盈余预测时间的先后设置变量 $REALCONT$,如果微博发布日期早

于盈余预测日期,那么 $REALCONT$ 为 1,否则为 0.第二,在微博发布日期早于盈余预测日期的样本中设置变量 $LAGDATE$, $LAGDATE = \text{盈余预测日} - \text{微博发布日}$.回归结果如 9 所示.表 9 中,(1)列、(2)列对应的解释变量为 $REALCONT$, (3)列对应的解释变量为 $LAGDATE$. (1)列、(2)列中, $REV \times REALCONT$ 的系数分别在 5% 和 10% 水平上正显著,说明只有当分析师在微博上事先提及上市公司相关信息时,分析师此后对同一上市公司进行盈余预测的信息传播效率才会更高. (3)列中, $LAGDATE$ 代表分析师盈余预测相对上市公司微博信息发布的滞后性, $REV \times LAGDATE$ 的系数在 5% 水平上显著为负,说明微博信息相对于分析师盈余预测的及时性越高 ($LAGDATE$ 越小),微博信息对盈余预测信息传播效率的影响越强.表 9 结果综合说明,分析师微博中确实存在有效信息,且微博信息的有效性随着时间的推移而逐步衰弱.

表 9 机制检验

Table 9 Results for mechanism tests

变量	(1)		(2)		(3)	
	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.001	0.09	0.024	4.41***	0.046	2.82***
<i>REV</i>	-0.089	-0.69	1.277	2.08**	0.687	0.42
<i>EXPLA</i>	0.003	1.40	0.000	0.70	-0.000	-0.67
$REV \times EXPLA$	0.290	2.48**	0.050	1.82*	-0.001	-2.21**
<i>STAR</i>			-0.021	-6.90***	-0.011	-1.34
$REV \times STAR$			0.192	0.12	-3.377	-2.48**
<i>BROKERSIZE</i>			0.030	3.78***	0.012	1.57
$REV \times BROKERSIZE$			-2.692	-2.05**	3.271	1.59
<i>HORIZON</i>			0.004	1.51	0.002	0.56
$REV \times HORIZON$			1.038	3.28***	0.616	1.25
<i>SIZE</i>			0.001	0.16	-0.004	-1.00
$REV \times SIZE$			0.096	0.13	2.408	2.73***
<i>BM</i>			0.013	2.60***	0.013	1.71*
$REV \times BM$			0.311	1.92*	0.956	2.34**
<i>SOE</i>			-0.012	-7.46***	0.120	4.24***
$REV \times SOE$			-0.726	-0.64	-44.784	-5.03***
<i>INSHLD</i>			-0.065	-2.41**	-0.020	-0.46
$REV \times INSHLD$			-4.101	-0.47	-39.032	-2.07**
<i>YEAR FE</i>	YES		YES		YES	
<i>IND FE</i>	YES		YES		YES	
<i>N</i>	926		926		464	
Adj. R^2	0.436		0.845		0.865	

注:列(1)、列(2)中 $EXPLA$ 代表 $REALCONT$,列(3)中 $EXPLA$ 代表 $LAGDATE$.

4.2 内生性检验

4.2.1 检验在开通微博前, 微博分析师的盈余修正股价敏感性与非微博分析师是否存在差异

分析师开通微博行为可能存在一定的自选择问题, 即相比从未开通微博的分析师, 微博分析师在开通微博之前其盈余修正的股价敏感性本来就相对较高. 尽管 DID 计量方法的运用可以有效地缓解这一内生性问题, 但为了进一步排除内生性问题对本研究结论可靠性的影响, 本研究进行了进一步检验. 本研究首先去掉微博分析师在开通

微博之后的盈余预测数据, 并设置变量 $MICROB_BEFORE$. 对应微博分析师在开通微博之前的预测数据, $MICROB_BEFORE$ 均取 1, 对应非微博分析师(一直没有开通微博的分析师)的预测数据 $MICROB_BEFORE$ 取 0. 结果如表 10 列(1)所示, $REV \times MICROB_BEFORE$ 的系数并不显著, 说明在开通微博之前, 微博分析师与非微博分析师的盈余修正股价敏感性并不存在显著差异, 从而在一定程度上排除了自选择问题对于研究结论的影响.

表 10 内生性检验

Table 10 Results for endogenous test

变量	(1)		(2)		(3)	
	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.003	3.21 ***	0.002	3.50 ***	0.004	4.09 ***
<i>REV</i>	0.041	1.68 *	0.046	2.05 **	0.038	1.67 *
<i>TREAT</i>	0.000	0.32	0.002	0.87	-0.004	-1.33
<i>REV</i> × <i>TREAT</i>	-0.035	-0.37	-0.035	-0.15	-0.109	-1.46
<i>STAR</i>	0.000	0.85	0.000	0.91	0.000	0.54
<i>REV</i> × <i>STAR</i>	-0.093	-1.90 *	-0.082	-1.81 *	-0.079	-1.72 *
<i>BROKER</i>	0.001	3.16 ***	0.001	3.80 ***	0.001	3.94 ***
<i>REV</i> × <i>BROKER</i>	0.045	1.92 *	0.048	2.27 **	0.057	2.70 ***
<i>HORIZ</i>	-0.001	-3.04 ***	-0.001	-4.11 ***	-0.001	-3.90 ***
<i>REV</i> × <i>HORIZ</i>	0.051	2.14 **	0.054	2.51 **	0.057	2.63 ***
<i>SIZE</i>	-0.001	-0.67	-0.000	-2.17 **	-0.000	-1.79 *
<i>REV</i> × <i>SIZE</i>	-0.030	-1.87 *	-0.022	-1.51	-0.023	-1.50
<i>BM</i>	-0.001	-1.76 *	-0.001	-3.25 ***	-0.001	-2.99 ***
<i>REV</i> × <i>BM</i>	0.034	1.14	0.028	1.00	0.036	1.26
<i>SOE</i>	0.000	0.06	0.000	0.26	-0.000	-0.51
<i>REV</i> × <i>SOE</i>	0.028	0.68	0.009	0.25	0.008	0.21
<i>INSHLD</i>	-0.002	-0.71	-0.003	-2.04 **	-0.002	-1.64
<i>REV</i> × <i>INSHLD</i>	-0.120	-0.81	-0.037	-0.28	-0.051	-0.38
<i>YEAR FE</i>	YES		YES		YES	
<i>FIRM FE</i>	YES		NO		NO	
<i>N</i>	7 669		7 711		7 022	
Adj. R^2	0.145		0.017		0.018	

注: (1) 列表示微博分析师在开通微博前与非微博分析师是否存在差异, 具体为删除微博分析师在开通微博之后的盈余预测数据, 并设置 $MICROB_BEFORE$ (表中用 $TREAT$ 代指), 如果对应微博分析师在开通微博之前的预测数据, $MICROB_BEFORE$ 均取 1, 对应非微博分析师(一直没有开通微博的分析师)的预测数据 $MICROB_BEFORE$ 取 0. (2) 列表示微博分析师在停发微博后与非微博分析师是否存在差异. 具体为删除微博分析师在停止发布微博之前的盈余预测数据, 并设置 $MICROB_STOP$ (表中用 $TREAT$ 代指), 如果对应虽然开通但已经停发微博的分析师的预测数据, 则 $MICROB_STOP$ 取 1, 如果对应没有开通微博的分析师的预测数据, 则 $MICROB_STOP$ 取 0. (3) 列同样表示微博分析师在停发微博后与非微博分析师是否存在差异, 只不过为了排除市场周期对停发微博检验效果的影响, 在(2)列的基础上删除了 2015 年的样本. *, **, *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平上显著(双尾检验).

4.2.2 检验在停发微博后,微博分析师的盈余修正股价敏感性是否与非微博分析师存在差异

为了进一步检验分析师盈余修正股价敏感性的提高与其开通微博行为之间的因果关系,本研究采用分析师停发微博这一外生事件,检验微博停发后,分析师盈余修正股价敏感性是否发生变化.如果分析师停止发布微博后投资者无法及时获取分析师信息,那么分析师与投资者之间的信息不对称会随着时间的延续而不断扩大,从而分析师停发微博后的盈余修正股价敏感性将逐步趋近于其开通微博之前的水平.若分析师微博开通前和停止发布后的盈余修正股价敏感性没有显著差异,则说明盈余修正股价敏感性的增加来自于分析师微博的开通行为.为此,本研究删除微博分析师在停止发布微博之前的预测数据并设置变量 $MICROB_STOP$. 如果对应虽然开通但已经停发微博的分析师的预测数据,则 $MICROB_STOP$ 取 1, 如果对应没有开通微博的分析师的预测数据,则 $MICROB_STOP$ 取 0. 由于每家公司中 $MICROB_STOP$ 取 1 的数据非常少,导致 $MICROB_STOP$ 和公司固定效应具有共线性,因此,本研究并没有控制公司固定效应^⑦. 结果如表 10 列(2)所示,本研究发现, $REV \times MICROB_STOP$ 的系数并不显著,说明当因为停发微博而阻断了分析师与投资者之间的信息交流时,微博分析师将无法继续保持其信息优势,从而有力证实微博开通是影响分析师盈余修正股价敏感性的重要原因.

值得注意的是,即便从停发微博视角检验微博开通与分析师信息传播效率的因果关系也可能面临如下挑战:第一,停发微博的更可能是微博分析师当中的非明星分析师,而这些分析师和一般的非微博分析师很可能差异不大,从而会发现停发微博分析师的信息作用与非微博分析师没有显著差异;第二,较高比例的分析师于 2015 年停发

微博,而在这个阶段,股市刚好经历一阵牛市,市场周期可能会影响 $REV \times MICROB_STOP$ 检验结果的有效性. 针对上述挑战,首先,经检验发现,停发微博的微博分析师中,明星分析师占 30.3%,而在所有微博分析师中,明星分析师占 33.7%,二者并不存在显著性差异. 其次,为了排除市场周期对停发微博检验效果的影响,本研究删除处于牛市的 15 年的样本进行稳健性检验. 回归结果如表 10 列(3)所示. 研究发现,即便删除 2015 年的样本,停发微博后,微博分析师的信息传播效率依然无法与非微博分析师形成显著差异.

4.3 平行趋势检验

为了探究分析师在开通微博前后其盈余修正股价敏感性的年度变化,本研究采用 Bertrand 和 Mullainathan^[41]的方法进行平行趋势检验. 考虑到样本区间的时间跨度,本研究对微博分析师在开通微博之前二年及之后年份进行了检验,结果如表 11 所示. 表 11 新增变量定义如下:如果预测年份为微博分析师开通微博之前第二年则 $BEFORE^2$ 取 1, 否则取 0; 如果预测年份为微博分析师开通微博之前一年则 $BEFORE^1$ 取 1, 否则取 0; 如果预测年份为微博分析师开通微博当年则 $AFTER^0$ 取 1, 否则取 0; 如果预测年份为微博分析师开通微博之后第一年则 $AFTER^1$ 取 1, 否则取 0; 如果预测年份为微博分析师开通微博之后二年及以上则 $AFTER^{2+}$ 取 1, 否则取 0. 本研究发现, $REV \times BEFORE^2$ 的系数为负显著, $REV \times BEFORE^1$ 的系数不显著, 而 $REV \times AFTER^0$ 、 $REV \times AFTER^1$ 的系数为正显著. 表 11 结果表明,在微博分析师开通微博之前,微博分析师的盈余修正股价敏感性与非微博分析师无差异,而在开通微博后微博分析师的盈余修正股价敏感性显著大于非微博分析师. 检验结果综合说明,微博的开通提高了分析师的信息传播效率.

^⑦ 此外,本研究还尝试只去掉变量 $MICROB_STOP$ 并控制公司固定效应,结果不变.

表 11 平行趋势检验

Table 11 Parallel trend test

变量	(1)	
	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.003	3.36***
<i>REV</i>	0.046	1.91*
<i>BEFORE</i> ²	0.003	0.80
<i>REV</i> × <i>BEFORE</i> ²	-0.210	-2.18**
<i>BEFORE</i> ¹	0.000	0.14
<i>REV</i> × <i>BEFORE</i> ¹	0.026	0.16
<i>AFTER</i> ⁰	0.000	0.28
<i>REV</i> × <i>AFTER</i> ⁰	0.195	2.00**
<i>AFTER</i> ¹	0.001	0.88
<i>REV</i> × <i>AFTER</i> ¹	0.189	2.53**
<i>AFTER</i> ²⁺	0.002	1.19
<i>REV</i> × <i>AFTER</i> ²⁺	-0.052	-0.59
<i>STAR</i>	0.000	0.62
<i>REV</i> × <i>STAR</i>	-0.104	-2.19**
<i>BROKER</i>	0.001	3.28***
<i>REV</i> × <i>BROKER</i>	0.040	1.75*
<i>HORIZ</i>	-0.001	-3.28***
<i>REV</i> × <i>HORIZ</i>	0.048	2.06**
<i>SIZE</i>	-0.001	-0.71
<i>REV</i> × <i>SIZE</i>	-0.027	-1.80*
<i>BM</i>	-0.001	-1.54
<i>REV</i> × <i>BM</i>	0.031	1.09
<i>SOE</i>	-0.000	-0.07
<i>REV</i> × <i>SOE</i>	0.023	0.57
<i>INSHLD</i>	-0.002	-0.63
<i>REV</i> × <i>INSHLD</i>	-0.139	-0.96
<i>YEAR FE</i>	YES	
<i>FIRM FE</i>	YES	
<i>N</i>	7 945	
Adj. <i>R</i> ²	0.150	

注：如果预测年份为微博分析师开通微博之前第二年则 *BEFORE*²取 1，否则取 0；如果预测年份为微博分析师开通微博之前一年则 *BEFORE*¹取 1，否则取 0；如果预测年份为微博分析师开通微博当年则 *AFTER*⁰取 1，否则取 0；如果预测年份为微博分析师开通微博之后第一年则 *AFTER*¹取 1，否则取 0；如果预测年份为微博分析师开通微博之后二年及以上则 *AFTER*²⁺取 1，否则取 0。*、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平上显著（双尾检验）。

4.4 CAR 度量方法和窗口期的影响

由于我国存在流通股和非流通股的差别，因此在计算日市场回报率时除了按照总市值对各个股票的收益率进行加权平均外，还存在按照流通市值进行加权平均的算法。基于此，本研究采用流通市值加权平均法计算[-1,1]窗口期内的累

计超额回报率（记作 *CAR_OS*），并将其作为因变量代入模型（1）进行稳健性检验。结果如表 12 列（1）所示，*REV* × *MICROB* 的系数在 5% 水平下显著为正，基本结果不变。

此外，本研究还考虑不同窗口期对主回归结果的影响。表 12 列（2）~ 表 12 列（4）分别对应

$[-1,0]$ 、 $[0,1]$ 、 $[-2,2]$ 窗口期内的回归结果。中, $[0,1]$ 和 $[-2,2]$ 中的系数在10%水平上显著为正,与主回归结果基本一致。

表12 关于CAR度量方法的稳健性检验

Table 12 Sensitivity test for alternative measure of CAR

变量	CAR_OS		[-1,0]		[0,1]		[-2,2]	
	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值
INTERCEPT	0.003	3.63 ***	0.004	3.65 ***	0.003	2.42 **	0.003	4.24 ***
REV	0.033	1.41	0.030	0.97	0.027	0.92	0.021	1.14
MICROB	0.001	1.17	0.001	0.86	0.001	0.80	0.000	0.56
REV × MICROB	0.113	1.97 **	0.109	1.31	0.124	1.76 *	0.081	1.76 *
STAR	0.000	0.44	0.000	0.55	0.001	1.15	0.000	0.55
REV × STAR	-0.079	-1.71 *	-0.045	-0.87	-0.108	-1.86 *	-0.054	-1.54
BROKER	0.001	3.23 ***	0.002	3.11 ***	0.001	2.62 ***	0.001	2.58 ***
REV × BROKER	0.035	1.52	0.016	0.51	0.059	2.11 **	0.018	0.99
HORIZ	-0.001	-2.78 ***	-0.001	-3.37 ***	-0.001	-2.30 **	-0.001	-3.44 ***
REV × HORIZ	0.045	1.99 **	0.053	1.74 *	0.030	1.09	0.052	2.99 ***
SIZE	-0.001	-0.78	-0.001	-1.07	-0.001	-0.45	-0.001	-1.06
REV × SIZE	-0.028	-1.86 *	-0.027	-1.44	-0.030	-1.69 *	-0.018	-1.45
BM	-0.001	-1.38	-0.001	-1.12	-0.001	-1.72 *	-0.001	-2.81 ***
REV × BM	0.037	1.34	0.037	1.10	0.050	1.44	0.016	0.72
SOE	-0.000	-0.08	-0.001	-0.85	0.000	0.08	0.000	0.71
REV × SOE	0.034	0.87	0.057	1.26	0.022	0.43	0.019	0.67
INSHLD	-0.001	-0.58	-0.005	-1.72 *	0.000	0.15	-0.002	-1.13
REV × INSHLD	-0.079	-0.56	-0.216	-1.34	-0.103	-0.56	-0.109	-1.04
YEAR FE	YES		YES		YES		YES	
FIRM FE	YES		YES		YES		YES	
N	7 945		7 945		7 945		7 940	
Adj. R ²	0.149		0.142		0.145		0.148	

注:列(1)中因变量为CAROS,CAROS为按照流通市值在 $[-1,1]$ 窗口期内对个股收益率进行加权平均计算的超额累积收益率。列(2)~列(4)的因变量仍然是主回归使用的CAR,但是窗口期有所改变。其中,列(2)中因变量的窗口期为 $[-1,0]$,列(3)中因变量的窗口期为 $[0,1]$,列(4)中因变量的窗口期为 $[-2,2]$ 。由于窗口期扩大,导致更多分析师盈余修正带来的累计超额回报率出现了窗口期重合,因此样本量相对减小。*、**、***分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验)。

4.5 分析师停发微博的影响

前文分析发现,部分分析师逐渐停发微博(详见表1)。考虑到分析师在停发微博后发布的盈余预测可能会对主回归结果造成影响,去掉停发后的预测数据重新进行回归分析。结果如表13列(1)所示,REV × MICROB的系数为0.115且在10%水平上显著,与主回归结果基本一致。

4.6 市场周期的影响

表(1)统计数据表明,分析师使用微博的区间主要集中于2010年~2014年,该区间主要为

熊市。而样本区间为2007年~2015年,该样本区间既包含熊市,也包含牛市。虽然控制了年份固定效应,但为了进一步确信市场周期不会对研究结果造成影响,仅选择熊市期间的研究样本进行回归分析。具体而言,参考许年行等^[40]的判定方法,以2008年和2010年~2014年作为样本区间进行检验。回归结果如表13第(2)列所示。研究发现,仅选择熊市时,分析师微博亦有助于提高分析师信息传播效率。

4.7 样本缺失问题的替代处理方法

样本筛选阶段,由于存在多个分析师在同一

窗口期内对同一家公司进行盈余预测的情形,无法将窗口期内的累计超额回报率与分析师一一对应。因此在主回归中,只保留了同一公司同一窗口期内只有一位分析师进行盈余预测的样本。该方法虽然很好地解决了超额回报率与分析师的对

应问题,但却丢失了大量数据,这可能导致样本选择性偏误。为此,采用全部盈余预测样本对模型(1)进行回归分析^⑧。结果如表13列(3)所示, $REV \times MICROB$ 的系数为0.018且在5%水平上显著,与主检验的结论基本保持一致。

表13 其他稳健性检验

Table 13 Other robust tests

变量	(1)		(2)		(3)	
	系数	t 值	系数	t 值	系数	t 值
<i>INTERCEPT</i>	0.003	3.36 ***	0.006	2.75 ***	0.014	4.02 ***
<i>REV</i>	0.037	1.55	0.037	1.23	0.106	7.57 ***
<i>MICROB</i>	0.001	0.86	0.001	1.13	0.000	0.04
$REV \times MICROB$	0.115	1.93 *	0.152	2.11 **	0.018	1.99 **
<i>STAR</i>	0.000	0.71	0.000	0.62	0.000	0.59
$REV \times STAR$	-0.086	-1.83 *	-0.075	-1.50	-0.013	-1.46
<i>BROKER</i>	0.001	3.28 ***	0.001	1.78 *	0.001	4.10 ***
$REV \times BROKER$	0.039	1.68 *	0.041	1.58	0.006	0.67
<i>HORIZ</i>	-0.001	-3.18 ***	-0.001	-2.41 **	-0.001	-3.53 ***
$REV \times HORIZ$	0.047	2.03 **	0.040	1.48	0.027	1.19
<i>SIZE</i>	-0.001	-0.78	-0.002	-1.17	-0.002	-4.07 ***
$REV \times SIZE$	-0.030	-1.93 *	-0.030	-1.70 *	-0.024	-3.52 ***
<i>BM</i>	-0.001	-1.50	-0.000	-0.53	-0.003	-12.36 ***
$REV \times BM$	0.039	1.37	0.048	1.37	-0.009	-0.41
<i>SOE</i>	-0.000	-0.11	0.000	0.47	0.000	0.63
$REV \times SOE$	0.030	0.75	0.019	0.44	0.017	0.87
<i>INSHLD</i>	-0.002	-0.66	-0.000	-0.04	0.004	2.29 **
$REV \times INSHLD$	-0.102	-0.70	-0.123	-0.75	0.069	1.35
<i>YEAR FE</i>	YES		YES		YES	
<i>FIRM FE</i>	YES		YES		YES	
<i>N</i>	7 903		5 697		69 362	
Adj. R^2	0.149		0.184		0.076	

注:(1)列代表去掉分析师停发微博后的预测样本的回归结果,(2)列为忽略多个分析师盈余预测窗口期($[-1,1]$)重合情形的回归结果。*、**、***分别表示在10%、5%和1%水平上显著(双尾检验)。

5 结束语

如何提高分析师的信息传播效率是监管层、分析师以及投资者等市场参与主体共同关注的重

要议题。随着互联网的迅猛发展,分析师已经广泛应用其社交媒体传播资本市场信息,但应用效果如何,现有研究尚未给出答案。

基于分析师开通微博这一事件,本研究考察分析师是否能够利用自身社交媒体提高信息传播

^⑧ 样本期间所有分析师的预测数据共150 928个观测值,然而表13第(3)列的回归样本数只有7万左右,造成数据缺失的主要原因在于计算盈余修正(REV)时需要使用“同一分析师上次对同一公司同一会计期间的盈余预测”,但本研究在计算完 REV 后,由于仅保留分析师对上市公司当年盈余公告日最近的一次盈余预测,故而“同一分析师上次对同一公司同一会计期间的盈余预测”对应的样本被删除。

效率. 结果表明:首先,相对于未开通微博的分析师,分析师在开通微博后其信息传播效率显著提升,分析师在微博不在发布新信息后,提升效应随之消失;其次,分析师微博的关注度越高,信息传播效率越高. 进一步发现,信息传播效率的提升效应仅适用于明星分析师和机构投资者持股比例高的公司,说明微博信息的供求双方主要是明星分析师和机构投资者.

本研究首次证明,分析师的社交媒体在资本

市场中具备较高的信息价值. 理论上,本研究拓展了社交媒体和分析师领域的研究范围,有利于更好地理解社交媒体与分析师的交互作用对资本市场的影响. 实践中,该成果有利于坚定分析师使用社交媒体的信心,并为监管层推动社交媒体平台建设提供证据支持. 此外,我国机构投资者正处于迅速发展期,保证信息公平,维护自身利益一直是社会关注的重要议题,本研究发现,分析师社交媒体的应用有助于推动相关进程的发展.

参 考 文 献:

- [1] Lee L F, Hutton A P, Shu S. The role of social media in the capital market: Evidence from consumer product recalls[J]. *Journal of Accounting Research*, 2015, 53(2): 367-404.
- [2] Brown L D. Forecast selection when all forecasts are not equally recent[J]. *International Journal of Forecasting*, 1991, 7(3): 349-356.
- [3] Blankespoor E, Miller G S, White H D. The role of dissemination in market liquidity: Evidence from firms' use of twitter[J]. *The Accounting Review*, 2014, 89(1): 79-112.
- [4] 胡 军, 王 甄. 微博, 特质性信息披露与股价同步性[J]. *金融研究*, 2015, (11): 190-206.
Hu Jun, Wang Wei. Microblog, qualitative information disclosure and stock price synchronization[J]. *Journal of Financial Research*, 2015, (11): 190-206. (in Chinese)
- [5] 徐 巍, 陈冬华. 自媒体披露的信息作用——来自新浪微博的实证证据[J]. *金融研究*, 2016, (3): 157-173.
Xu Wei, Chen Donghua. Information effect of "We Media" disclosure: Evidence from Sina microblog[J]. *Journal of Financial Research*, 2016, (3): 157-173. (in Chinese)
- [6] 胡 军, 王 甄, 陶 莹, 等. 微博, 信息披露与分析师盈余预测[J]. *财经研究*, 2016, (5): 66-76.
Hu Jun, Wang Wei, Tao Ying, et al. Microblog, information disclosure and analyst earnings forecast[J]. *Journal of Finance and Economics*, 2016, (5): 66-76. (in Chinese)
- [7] 刘海飞, 许金涛, 柏 巍, 等. 社交网络, 投资者关注与股价同步性[J]. *管理科学学报*, 2017, (2): 53-62.
Liu Haifei, Xu Jintao, Bai Wei, et al. Social network, investor attention and stock price synchronization[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2017, (2): 53-62. (in Chinese)
- [8] 何贤杰, 王孝钰, 赵海龙, 等. 上市公司网络新媒体信息披露研究: 基于微博的实证分析[J]. *财经研究*, 2016, 42(3): 16-27.
He Xianjie, Wang Xiaoyu, Zhao Hailong, et al. On information disclosure of listed companies through new media: An empirical analysis based on microblog[J]. *Journal of Finance and Economics*, 2016, 42(3): 16-27. (in Chinese)
- [9] Peng L, Xiong W. Investor attention, overconfidence and category learning[J]. *Journal of Financial Economics*, 2006, 80(3): 563-602.
- [10] Hirshleifer D, Lim S S, Teoh S H. Driven to distraction: Extraneous events and under reaction to earnings news[J]. *The Journal of Finance*, 2009, 64(5): 2289-2325.
- [11] 于李胜, 王艳艳. 信息竞争性披露, 投资者注意力与信息传播效率[J]. *金融研究*, 2010, (8): 112-135.
Yu Lisheng, Wang Yanyan. Information competitive disclosure, investor attention and information broadcast efficiency[J]. *Journal of Financial Research*, 2010, (8): 112-135. (in Chinese)
- [12] Hirshleifer D, Lim S S, Teoh S H. Limited investor attention and stock market misreactions to accounting information[J]. *Review of Asset Pricing Studies*, 2011, 1(1): 35-73.

- [13] 毛新述, 王 斌, 林长泉, 等. 信息发布者与资本市场效率[J]. 经济研究, 2013, (10): 69–81.
Mao Xinshu, Wang Bin, Lin Changquan, et al. Information issuer and capital market efficiency[J]. *Economic Research Journal*, 2013, (10): 69–81. (in Chinese)
- [14] Prokofieva M. Twitter-based dissemination of corporate disclosure and the intervening effects of firms' visibility: Evidence from Australian-listed companies[J]. *Journal of Information Systems*, 2014, 29(2): 377–381.
- [15] Ivković Z, Jegadeesh N. The timing and value of forecast and recommendation revisions[J]. *Journal of Financial Economics*, 2004, 73(3): 433–463.
- [16] Cheng Q, Du F, Wang X, et al. Seeing is believing: Analysts' corporate site visits[J]. *Review of Accounting Studies*, 2016, 21(4): 1245–1286.
- [17] Lobo G J, Song M, Stanford M H. The effect of analyst forecasts during earnings announcements on investor responses to reported earnings[J]. *The Accounting Review*, 2016, 92(3): 239–263.
- [18] Chen X, Cheng Q, Lo K. On the relationship between analyst reports and corporate disclosures: Exploring the roles of information discovery and interpretation[J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2010, 49(3): 206–226.
- [19] Livnat J, Zhang Y. Information interpretation or information discovery: Which role of analysts do investors value more? [J]. *Review of Accounting Studies*, 2012, 17(3): 612–641.
- [20] Lee L F, Lo A K. Do opinions on financial misstatement firms affect analysts' reputation with investors? Evidence from reputational spillovers[J]. *Journal of Accounting Research*, 2016, 54(4): 1111–1148.
- [21] Kahneman D. *Attention and Effort*[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1973.
- [22] Stickel S E. The anatomy of the performance of buy and sell recommendations[J]. *Financial Analysts Journal*, 1995, 51(5): 25–39.
- [23] Womack K L. Do brokerage analysts' recommendations have investment value? [J]. *The Journal of Finance*, 1996, 51(1): 137–167.
- [24] Park C W, Stice E K. Analyst forecasting ability and the stock price reaction to forecast revisions[J]. *Review of Accounting Studies*, 2000, 5(5): 259–272.
- [25] Keung E C. Do supplementary sales forecasts increase the credibility of financial analysts' earnings forecasts? [J]. *The Accounting Review*, 2010, 85(6): 2047–2074.
- [26] Bonner S E, Hugon A, Walther B R. Investor reaction to celebrity analysts: The case of earnings forecast revisions[J]. *Journal of Accounting Research*, 2007, 45(3): 481–513.
- [27] Lennox C, Li B. The consequences of protecting audit partners' personal assets from the threat of liability[J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2012, 54(2–3): 154–173.
- [28] Ali A, Li N, Zhang W. Restrictions on Managers' Outside Employment Opportunities and Asymmetric Disclosure of Bad Versus Good News[R]. SSRN Working Paper, 2016.
- [29] Clement M B, Tse S Y. Do investors respond to analysts' forecast revisions as if forecast accuracy is all that matters? [J]. *The Accounting Review*, 2003, 78(1): 227–249.
- [30] Gleason C A, Lee C M C. Analyst forecast revisions and market price discovery[J]. *The Accounting Review*, 2003, 78(1): 193–225.
- [31] Hilary G, Hsu C. Analyst forecast consistency[J]. *The Journal of Finance*, 2013, 68(1): 271–297.
- [32] Clement M B, Tse S Y. Financial analyst characteristics and herding behavior in forecasting[J]. *The Journal of Finance*, 2005, 60(1): 307–341.
- [33] 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): 33–45+47+46+187–188.
Zhao Liangyu, Li Zengquan, Liu Junxia. Managers' preference, investment rating optimism and private information acquisition[J]. *Management World*, 2013, (4): 33–45+47+46+187–188. (in Chinese)
- [34] 吴偲立, 张 峥, 乔坤元. 信息质量, 市场评价与激励有效性——基于新财富最佳分析师评选的证据[J]. 经济学(季刊), 2016, (2): 723–744.
Wu Weili, Zhang Zheng, Qiao Kunyuan. Information quality, market evaluation and incentive effectiveness: Based on the

- evidence of new fortune best analyst selection[J]. *China Economic Quarterly*, 2016, (2): 723 – 744. (in Chinese)
- [35] 张宗新, 杨万成. 声誉模式抑或信息模式: 中国证券分析师如何影响市场? [J]. *经济研究*, 2016, (9): 104 – 117. Zhang Zongxin, Yang Wancheng. Reputation model or information model: How do Chinese security analysts influence the market? [J]. *Economic Research Journal*, 2016, (9): 104 – 117. (in Chinese)
- [36] 王宇熹, 洪剑峭, 肖峻. 顶级券商的明星分析师荐股评级更有价值么? ——基于券商声誉, 分析师声誉的实证研究[J]. *管理工程学报*, 2012, (3): 197 – 206. Wang Yuxi, Hong Jianqiao, Xiao Jun. Is the recommendation of star analysts in the top brokerages more valuable?: An empirical study based on the reputation of brokers and the reputation of analysts[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2012, (3): 197 – 206. (in Chinese)
- [37] 陈小林, 孔东民. 机构投资者信息搜寻, 公开信息透明度与私有信息套利[J]. *南开管理评论*, 2012, (1): 113 – 122. Chen Xiaolin, Kong Dongmin. Institutional investor information search, public information transparency and private information arbitrage[J]. *Nankai Business Review*, 2012, (1): 113 – 122. (in Chinese)
- [38] Mikhail M B, Walther B R, Willis R H. When security analysts talk, who listens? [J]. *The Accounting Review*, 2007, 82(5): 1227 – 1253.
- [39] Chen J, Hong H, Stein J C. Breadth of ownership and stock returns[J]. *Journal of Financial Economics*, 2002, 66(2 – 3): 171 – 205.
- [40] 许年行, 江轩宇, 伊志宏, 等. 分析师利益冲突, 乐观偏差与股价崩盘风险[J]. *经济研究*, 2012, (7): 127 – 140. Xu Nianxing, Jiang Xuanyu, Yi Zhihong, et al. Analysts' conflict of interest, optimistic bias and stock price crash risk [J]. *Economic Research Journal*, 2012, (7): 127 – 140. (in Chinese)
- [41] Bertrand M, Mullainathan S. Enjoying the quiet life? Corporate governance and managerial preferences[J]. *Journal of Political Economy*, 2003, 111(5): 1043 – 1075.

The role of analysts' social media in information dissemination: Evidence from analysts' microblogs

YU Li-sheng, WANG Cheng-long, WANG Yan-yan *

School of Management, Xiamen University, Xiamen 361005, China

Abstract: Based on analysts' microblogs, this paper examines whether social media improve the efficiency of information dissemination of analysts. Our results show that, compared with analysts without microblogs, microblog-analysts can disseminate information more efficiently after opening microblogs. Once analysts stop issuing new blogs, this effect disappears. In addition, the more attention the analysts' microblogs attract, the higher information dissemination efficiency. Further analyses show that, the above effects only exist for star analysts and companies with higher institutional ownership, implying that star analysts and institutional investors are the main components of information supply and demand sides. Our paper provides evidence for studying the role of analysts' social media in capital markets.

Key words: social media; efficiency of information dissemination; financial analysts; investor attention