

# 突破式创新对分析师行为的影响\*

——基于上市公司专利分类和引证数据的证据

李哲<sup>1,2</sup> 黄静<sup>1</sup> 孙健<sup>1,2</sup>

(1. 中央财经大学会计学院,北京 100081;

2. 中国管理会计研究中心,北京 100081)



**内容提要:**本文利用专利分类和引证数据,构造上市公司突破式创新的度量指标,研究公司突破性创新对分析师行为的影响。本文发现,突破式创新吸引了更多分析师关注,增加了分析师预测分歧水平,提高了分析师调研时询问与公司创新相关问题的概率和比例,但是不影响预测准确性。进一步研究发现,分析师和公司的地理距离远时,突破式创新会降低预测准确性,并提高预测分歧水平。本文为公司突破性创新对资本市场的影响提供经验证据,并拓展影响分析师行为因素的相关研究,对投资者、分析师和监管部门理解公司创新突破式程度,促进资本市场配置效率,助力于经济高质量发展有重要政策意义。

**关键词:**突破式创新 渐进式创新 分析师行为 地理距离

**中图分类号:**F272 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2021)05—0192—17

## 一、引言

党中央指出,科技创新是国家发展核心。习近平总书记在2018年提出,要矢志不移自主创新,并多次强调“大胆探索,勇于创新”。公司创新并非同质的,突破式创新意味着公司未拘泥原有知识库而是选择在新领域进行探索和知识创造(Therrien等,2011<sup>[1]</sup>;Wang等,2017<sup>[2]</sup>)。相比之下,渐进式创新指延续过往技术路径,在原有创新基础上重复或者只做增量改善,不向其他领域延展(Maslach,2016<sup>[3]</sup>;Wang等,2020<sup>[4]</sup>;李哲等,2020<sup>[5]</sup>)。可见,突破式创新是创新程度的表征,是经济高质量增长的核心动力。

突破式创新需要资本市场的驱动力,资源配置有效性影响上市公司的创新动力。突破式创新拓展了公司既有的技术能力边界,需要更高研发投入、更长研发周期,并且伴随着更高风险,增加了公司经营不可预测性(Jia,2018)<sup>[6]</sup>。上述特征导致突破式创新产出初期价值被低估、股价下跌和波动概率增加(Hobijn和Jovanovic,2001)<sup>[7]</sup>,需要分析师运用其专业特长,搜集并解读公司创新信息。从技术角度来看,突破式创新需要运用具有差异化的先进技术,较难准确地估计技术可行性

收稿日期:2020-11-07

\* 基金项目:国家自然科学基金面上项目“预算管理程序公平:决定因素与影响后果”(71672208);教育部人文社会科学基金青年项目“中国会计年度起讫日期的国际接轨路径研究”(19YJC630092);广东省哲学社会科学规划项目“多集群背景下的天生全球化企业的‘创新困境’研究:以广东省为例”(GD19CGL05)。

作者简介:李哲,男,副教授,管理学博士,研究领域是财务会计,电子邮箱:lizhewenbei@163.com;黄静,女,博士研究生,研究领域是公司治理和企业创新,电子邮箱:huangjing0317@hotmail.com;孙健,男,教授,管理学博士,研究领域是管理会计和公司财务,电子邮箱:sunjian@cufe.edu.cn。通讯作者:孙健。

(Verhoeven 等,2016)<sup>[8]</sup>;从市场角度来看,突破式创新通常服务于新兴市场,需要大范围的市场调研,较难评估其市场潜力(Park 和 Kim,2015)<sup>[9]</sup>,因此,突破式创新带来的收益在短期内更难实现并且不确定性更强(Jia,2018)<sup>[6]</sup>。相比之下,进行渐进式创新能够缩短创新所需时间、降低研发风险、提高创新效率,在短期内获得相对确定的收益。

综上所述,相比于渐进式创新,突破式创新是经营不确定性的一个重要影响因素,投资者尤为关注;突破式创新在技术、市场和收益等方面存在知识门槛,分析师的信息搜集和解读功能对投资者而言具有更重要的作用。分析师挖掘信息、预测盈余,为投资者提供投资建议,有助于资本高效配置,促进资本市场的高质量运行和发展(Hong 和 Kacperczyk,2010<sup>[10]</sup>;Chen 等,2015<sup>[11]</sup>;伊志宏等,2015<sup>[12]</sup>;钟覃琳和刘媛媛,2020<sup>[13]</sup>)。分析师是我国投资者了解上市公司运营、判断上市公司投资前景的重要消息来源(曹胜和朱红军,2011<sup>[14]</sup>;林晚发等,2020<sup>[15]</sup>)。对于突破式创新这种具有较高知识门槛,关乎投资者对于公司经营稳定性判断的重要信息,倘若缺少专业解读,将导致资本市场在鼓励创新方面的资源配置功能失效。

突破式创新影响分析师行为的案例广泛存在于我国上市公司中。以进行突破式创新的“隆基股份”(601012.SH)为例,2017年,该公司在单晶低衰减技术——LIR(光致再生技术)方面实现重大突破,PERC 电池实现技术突破,转换效率创造了新的纪录。该年度,隆基股份吸引了75位分析师关注,相比2012年的15位分析师上涨幅度高达400%。分析师预测EPS为0.53~2.526,方差是0.448,呈现较大的分歧度。另一个例子是“大西洋”(600558.SH),该公司主营焊接业务,创新活动主要是焊接材料研发、检测、过程控制,保证产品品质稳定性,在生产工艺流程再造方面进行修改和完善,循序渐进地进行开发,是较少超越现有技术领域的渐进式创新。2015年,大西洋仅吸引了3位分析师关注,预测EPS为0.31~0.55,方差仅为0.138;2017年大西洋也仅吸引了2位分析师关注。相较于进行突破式创新的隆基股份,大西洋吸引的分析师人数绝对值和增加值显著更少,预测分歧较小。

本文通过Python技术搜集并手工整理了国家知识产权局网站公开披露的专利分类数据,以2003—2017年间我国上市公司为样本,分析了公司突破性创新对分析师跟踪、预测和调研产生的经济后果。本文贡献主要体现在以下两个方面:一方面,国内已有关于创新的研究大都关注创新投入(以研发投入计量)和产出(以公司申请的专利数计量),较少关注公司突破性创新(田轩和孟清扬,2018)<sup>[16]</sup>。本文利用专利分类和引证数据构建上市公司突破式创新指标,拓展了创新研究外延。另一方面,现有关于突破式创新影响分析师行为的实证研究很少,Jia(2018)<sup>[6]</sup>基于美国资本市场的研究发现突破式创新降低了分析师关注。国内的研究则主要从公司层面和宏观层面考察影响分析师行为的因素,如盈余波动(崔玉英等,2014)<sup>[17]</sup>和高铁开通(杨青等,2019)<sup>[18]</sup>等对分析师行为产生的影响,尚未发现关于突破式创新对分析师行为影响的文献。与Jia(2018)<sup>[6]</sup>不同,本文基于中国资本市场的研究发现,突破式创新吸引了更多分析师关注。该结果说明,我国处于向创新驱动经济转型阶段,创新决定了企业长期发展和经济转型成效,分析师对进行突破式创新的企业投入了更多关注。同时,本文发现,突破式创新影响了分析师的预测特征和调研内容,说明分析师行为受到突破式创新影响。这不仅拓展了突破式创新经济后果的相关文献,也丰富了分析师行为影响因素的相关研究。

## 二、理论发展和假设

分析师积极主动获得上市公司的信息,为投资者提供上市公司的盈余预测,是资本市场的主要信息来源(杨青等,2019)<sup>[18]</sup>。Bhushan(1989)<sup>[19]</sup>构建分析师跟踪的供给—需求模型,认为上市公司的分析师跟踪数量由资本市场对分析师的需求和分析师的供给决定,上市公司规模促进了分析

师需求和供给。基于供给—需求模型,公司创新的突破性程度对分析师关注形成有效的引导。

从需求来看,突破式创新可能增加市场对分析师的需求。突破式创新意味着公司进行变革,而渐进式创新只要求公司进行增量改变。渐进式创新体现于重复过往的技术,持续进行相似的活动(Wang等,2017<sup>[2]</sup>;Wang等,2020<sup>[4]</sup>)。渐进式创新的公司能取得更加可预测的短期收益。突破式创新的市场评估较难,技术更难实现,导致回报更加不确定(Forés和Camisón,2016)<sup>[20]</sup>。投资者无法基于过往经验评估突破式创新的价值,较难判断公司真实价值。同时,为了避免竞争者以更低的成本模仿新产品而抢占市场,管理层通过减少披露的方式减少技术溢出,导致公司透明度降低(Jia,2018)<sup>[6]</sup>。投资者难以了解真实价值并形成决策。此时,市场对分析师搜集和解读信息的需求提高。

从供给来看,突破式创新可能增加了分析师供给。分析师的预测动机之一是向外界展示自身能力,有利于分析师的职业生涯发展(Barth和Menichols,2001<sup>[21]</sup>;马梦迪等,2020<sup>[22]</sup>)。苏治和魏紫(2013)<sup>[23]</sup>基于中国资本市场也发现了相似的结论。分析师跟踪此类公司,搜集和解读突破式创新的特质性信息,在分析师劳动力市场中展现自身的专业能力。同时,进行突破式创新的公司短期业绩波动大,但是公司的长期回报高(Wang等,2020<sup>[4]</sup>;李哲等,2020<sup>[5]</sup>)。跟踪此类公司能够增加投资者对突破式创新的了解,促成长期交易,增加佣金收入。

尽管跟踪突破式创新公司将带来更高信息搜集和调整成本,分析师跟踪一家公司的决策取决于分析师的净效用(跟踪突破式创新公司收益减去相应成本)。中国企业创新尚处于从数量到质量的过渡阶段,进行突破式创新的公司能够吸引更多的投资者关注,跟踪突破式创新公司的分析师收益可能大于成本,从而增加了分析师供给。因此,本文提出如下假设:

H<sub>1</sub>:突破式创新的程度越高,则公司所吸引的分析师越多。

分析师预测准确性与其获得和解读信息的能力正相关(杨青等,2019)<sup>[18]</sup>。一方面,分析师搜集的信息数量可以提高预测准确性。媒体报道增加了公开信息的发布和传播,为分析师提供了新的信息来源,增加了预测准确度,减低了预测误差(Kross等,1990<sup>[24]</sup>;周开国等,2014<sup>[25]</sup>)。突破式创新产生了新技术路径,导致公司基本面发生新变化,公司和分析师之间信息不对称增加(Benner,2007)<sup>[26]</sup>。分析师较难根据过往经验判断公司未来盈余,对信息需求增加。由于公司将减少自愿性披露有关突破式创新技术,避免技术溢出,分析师可从公司搜集到的信息数量减少(Jia,2018)<sup>[6]</sup>。同时,分析师难以基于历史经验区分重要公司特质信息和其他不重要干扰信息,导致分析师所搜集有效信息减少。另一方面,分析师解读突破式创新时,面临更大复杂度。突破式创新导致公司基本面和历史记录及行业产生偏离,分析师较难用过往经验、同行业其他公司信息预测目标公司盈余,导致预测准确度降低(戴泽伟和杨兵,2020)<sup>[27]</sup>。在分析进行突破式创新的公司时,基于过往基本面的预测模型不再适用于突破式创新,分析师要调整预测模型。调整预测模型是一个试验性过程,需要不断调试(Benner,2007)<sup>[26]</sup>。当分析师调试预测模型的方向和公司真实价值走向出现偏差时,预测准确度将下降,即预测误差增加。因此,本文提出如下假设:

H<sub>2</sub>:突破式创新程度越高,分析师预测准确度越低。

分析师之间预测分歧反映了预测分散和不一致水平。公司预测分歧度小,表明分析师对公司形成了较为一致的价值判断;公司预测分歧度越大,说明公司未来盈余存在越大不可预测性,分析师之间分歧增加(苏治和魏紫,2013)<sup>[23]</sup>。过往研究发现,预测分散水平受到信息重叠水平影响。分析师获得信息越趋同,对公司盈余预测则更趋于一致,使得分歧降低(杨青等,2019)<sup>[18]</sup>。由于突破式创新在技术、市场和回报等方面存在不确定性,分析师搜集信息时,对相关信息的重要程度赋予了不同权重,导致不同分析师存在不同判断,预测分歧度增加(杨青等,2019)<sup>[18]</sup>。同时,在调整预测模型时,分析师们存在不一致的调整方向和幅度。调整预测模型之前,分析师们对某一行业公

司形成更为一致的盈余预测模型 (Benner, 2007)<sup>[26]</sup>。在分析突破式创新时,分析师们难以明确调整方向,也将导致预测分歧度增加。因此,本文提出如下假设:

H<sub>3</sub>:突破式创新的程度越高,则分析师预测分歧度越高。

近年来,学者们发现,分析师会主动挖掘私有信息(胡奕明等,2003)<sup>[28]</sup>,包括采取管理层交流和实地调研等方式(徐媛媛等,2015)<sup>[29]</sup>。如前所述,突破式创新产生了新技术路径与交易,将服务于新市场,导致公司基本面发生新变化,公司和分析师之间信息不对称增加(Benner, 2007)<sup>[26]</sup>。由于公司将减少自愿性披露有关突破式创新技术,分析师可从公开途径获得的信息减少。同时,分析师无法辨别公开途径信息的真伪。通过实地调研,分析师获取关于公司治理、财务、研发、生产等私有信息(徐媛媛等,2015)<sup>[29]</sup>。在实地调研中,分析师询问公司创新相关问题,参观研发基地,获得一手信息。因此,本文提出如下假设:

H<sub>4</sub>:突破式创新程度越高,则分析师来公司创新调研的可能性越大,且更多地询问和创新相关的问题。

### 三、数据、变量和模型设计

#### 1. 数据来源

本文以 2003—2017 年间沪深 A 股上市公司作为研究对象。财务和公司治理等数据来自 CSMAR 数据库,分析师调研数据来自 WIND 数据库。本文剔除关键变量缺失的观测样本,共得到 3455 家公司的 25219 个公司一年度观测样本。本文对连续变量在前后 1% 的水平上进行缩尾处理,排除异常极端值影响。

#### 2. 主要变量测度

(1)公司突破性创新(*Innovation\_strategy*)。突破式创新改变了公司过往创新路径,拓展了既有技术能力边界,对技术变革产生深远影响,有助于公司积累长期竞争力。有鉴于此,本文构建以下四种公司突破性创新的测度方式:

一是参考 Makri 等(2010)<sup>[30]</sup>度量突破式创新,具体根据式(1)测度:

$$InnStr\_Portfolio = 1 - \sum_k^n S_{ik}^2 \quad (1)$$

其中, $S_{ik}$ 是*i*公司在*k*二级分类下的专利比例。*InnStr\_Portfolio*数值越大,说明公司专利分布于更分散的领域,创新突破水平越高<sup>①</sup>。

二是参考 Ahuja 和 Lampert(2001)<sup>[31]</sup>度量突破式创新。计算公司对新技术的探索程度,由公司进入的专利二级分类数量代表,表示为 *InnStr\_Class*。我国专利分类采用《国际专利分类表》的 IPC 分类。IPC 分类按照技术主题设立类目,共有 131 个二级专利分类数,使用者可通过专利分类考察申请专利的突破性和创造性。当公司进入了过往没有进入的专利分类,则表明公司在不熟悉的技术领域进行了实验和探索,创造了新知识。这是因为,如果公司过去未在该专利分类下申请专利,则代表该技术领域对公司而言是不熟悉的。技术知识随着时间折旧和变废,如果公司未持续投入该技术,将导致该技术的知识存量显著下降,与新技术的相关性也显著更低。Ahuja 和 Lampert(2001)<sup>[31]</sup>方法基于美国 400 个专利技术分类,将技术知识折旧年限设为五年。本文根据 IPC 分类,如果公司进入了更多技术领域,说明公司创造了与存量知识相关度低的新知识,*InnStr\_Class* 值越大。

① 例:若 A 公司拥有 5 项专利,其专利矩阵为(1/5,1/5,1/5,1/5,1/5),A 公司 *InnStr\_Portfolio* 指标为  $1 - 5(1/5^2) = 4/5$ ;若 B 公司申请了 5 项专利,但专利只在一个技术领域,则其专利矩阵为(5/5,0,0,0,0),此时,B 公司 *InnStr\_Portfolio* 指标为  $1 - 5/5 = 0$ 。显然,A 公司在新技术领域进行了探索,突破了技术能力边界,A 公司比 B 公司进行了更多突破式创新。

在稳健性检验中,本文构建另外两种度量突破式创新的方式。参考 Luong 等(2017)<sup>[32]</sup>,本文计算公司所持有专利被引证次数,对其取自然对数,表示为  $InnStr\_Citation$ 。专利引证次数可以表明创新的技术重要程度,被引证次数多的专利通常代表路径突破的关键性创新,并且代表着对未来技术产生重要影响。参考 Balsmeier 等(2016)<sup>[33]</sup>,本文计算公司新进入专利分类下的专利数量,表示为  $InnStr\_New$ 。公司可以跻身新技术范畴,但只在新领域浅尝辄止。在新进入专利分类下的专利数量越多,公司创新分布和过往技术路径距离越远。这意味着,公司在新技术路径下进行了更多探索。该值和突破式创新程度正相关。

(2) 分析师行为。涉及分析师跟踪、预测准确度、预测分歧度以及实地调研四个方面。参考 Jia (2018)<sup>[6]</sup>,定义分析师跟踪 ( $Coverage$ ) 为当年对公司发布预测的分析师人数。由于存在公司没有被分析师跟踪的情况,本文将分析师跟踪人数加 1 后再取自然对数,削弱数据有偏性的影响。

分析师预测误差 ( $Error$ ),具体根据式(2)测度。

$$Error_{i,t} = \frac{1}{N_{i,t}} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} |F_{i,n,t} - A_{i,t}| / p_{i,t-1} \quad (2)$$

其中,  $F_{i,n,t}$  是分析师预测 EPS,  $A_{i,t}$  是公司实际 EPS,  $p_{i,t-1}$  是上年度末收盘价,  $N_{i,t}$  是当年分析师发布报告总数。 $Error_{i,t}$  代表分析师预测的 EPS 与实际 EPS 差距。 $Error_{i,t}$  越大,分析师预测误差越高。

参考 Barron 等(1999)<sup>[34]</sup>,定义分析师预测分歧度 ( $Dispersion$ ) 为 EPS 预测值和平均预测 EPS 的差异水平(标准差),具体根据式(3)测度。

$$Dispersion_{i,t} = \left[ \frac{1}{N_{i,t} - 1} \sum_{n=1}^{N_{i,t}} (F_{i,n,t} - \overline{F_{i,n,t}})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

其中,  $F_{i,n,t}$  是分析师预测 EPS,  $\overline{F_{i,n,t}}$  为分析师预测 EPS 的平均值。 $Dispersion_{i,t}$  和预测分歧度正相关。

分析师实地调研 ( $RDSite$ )。本文从 Wind 数据库中手工搜集分析师调研数据。通过文本分析,获得调研问题和公司对问题的回答中与创新相关语句。基于此,本文构建两个与创新相关的分析师实地调研变量:  $RDSite\_Question$  和  $RDSite\_Dummy$ 。  $RDSite\_Question$  表示分析师调研中提及公司创新的调研问题数量占当年该上市公司被提问问题数量比重,该值表明分析师对创新的关注水平。 $RDSite\_Dummy$  表示分析师在调研中提及公司创新的情况,如果分析师调研中提及公司创新,则对  $RDSite\_Dummy$  赋值为 1,否则为 0。

参考 Jia(2018)<sup>[6]</sup>的做法,本文选择了三类影响分析师行为的控制变量:一是公司基本特征,包括公司规模 ( $FirmSize$ )、公司资产负债率 ( $LEV$ )、总资产收益率 ( $ROA$ )、上市年龄 ( $Listage$ )、现金持有水平 ( $Cash$ )、研发投入 ( $R\&D$ )、固定资产占比 ( $Intangible$ );二是公司治理变量,包括董事会规模 ( $Bsize$ )、独立董事占比 ( $Inde$ )、机构投资者持股比例 ( $Inst$ );三是管理层业绩预告特征,包括管理层业绩预告虚拟变量 ( $MEF$ ) 和管理层业绩预告频率 ( $MEFfre$ )。主要变量的定义与度量如表 1 所示。

### 3. 模型设置

本文构建模型(4)检验公司突破性创新对分析师行为的影响。

$$Analyst_t = \beta_0 + \beta_1 Innovation\_strategy_t + \beta_2 FirmSize_t + \beta_3 LEV_t + \beta_4 ROA_t + \beta_5 Listage_t + \beta_6 Cash_t + \beta_7 R\&D_t + \beta_8 Intangible_t + \beta_9 Bsize_t + \beta_{10} Inde_t + \beta_{11} Inst_t + \beta_{12} MEF_t + \beta_{13} MEFfre_t + \varepsilon \quad (4)$$

其中,因变量  $Analyst_t$  为分析师行为,包括分析师跟踪 ( $Coverage$ )、预测特征 ( $Error$  和  $Dispersion$ ) 以及分析师调研 ( $RDSite\_Dummy$  和  $RDSite\_Question$ )。  $\beta_1$  为公司突破性创新的系数,  $Innovation\_strategy$  为突破式创新的多种度量方式,包括  $InnStr\_Portfolio$  和  $InnStr\_Class$ 。在稳健性

检验中,也用 *InnStr\_Citation* 和 *InnStr\_New* 作为公司突破性创新的度量。为排除公司特质和年度差异,本文控制了行业和年度固定效应。

表 1 变量的定义与度量

变量	符号	定义
因变量	<i>Coverage</i>	当年覆盖公司的分析师数量 + 1 后取自然对数值
	<i>Ferror</i>	预测误差,预测值和实际值差异取绝对值,除以上一年股价
	<i>Dispersion</i>	预测值分歧度,当年分析师预测的标准差
	<i>RDSite_Dummy</i>	如果分析师调研中提及公司创新,则赋值为 1,否则为 0
	<i>RDSite_Question</i>	分析师调研中提及公司创新的调研问题数量占当年该上市公司被提问问题数量比重
自变量	<i>InnStr_Portfolio</i>	公司专利集中度
	<i>InnStr_Class</i>	公司专利跨越 IPC 二级分类数量,取对数值
	<i>InnStr_Citation</i>	公司专利被引证次数/同年同 IPC 二级分类下被引证次数平均值,取对数值
	<i>InnStr_New</i>	对公司新进入 IPC 二级分类下的专利,取此类专利数量 + 1 后的自然对数值
控制变量	<i>Firmsize</i>	公司总资产的自然对数
	<i>LEV</i>	资产负债率,总负债占总资产的比重
	<i>ROA</i>	总资产收益率,净利润占总资产的比重
	<i>Listage</i>	上市年龄,公司上市年龄 + 1 后取自然对数
	<i>Cash</i>	现金持有,期末现金及现金等价物占总资产的比重
	<i>R&amp;D</i>	公司研发投入金额占总资产的比重
	<i>Intangible</i>	固定资产占比,公司固定资产占总资产的比重
	<i>Bsize</i>	董事会规模,董事会人数的自然对数
	<i>Inde</i>	独立董事占比,独立董事人数占董事会人数的比重
	<i>Inst</i>	机构投资者持股比例
	<i>MEF</i>	管理层业绩预告虚拟变量,发布取 1,否则,取 0
	<i>MEFre</i>	管理层业绩预告频率,为当年公司发布业绩预告的总次数

资料来源:作者整理

## 四、描述性统计和回归分析

### 1. 描述性统计

本文主要变量的描述性统计结果如表 2 所示。

表 2 主要变量描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	下十分位	下四分位	上四分位	上十分位
<i>Coverage</i>	25219	2.606	1.558	0.000	1.386	3.850	4.585
<i>Ferror</i>	20138	0.033	0.041	0.005	0.009	0.039	0.075
<i>Dispersion</i>	18791	0.270	0.242	0.051	0.103	0.359	0.574
<i>RDSite_Dummy</i>	25219	0.290	0.454	0.000	0.000	1.000	1.000
<i>RDSite_Question</i>	25219	0.162	0.281	0.000	0.000	0.296	0.667
<i>InnStr_Portfolio</i>	25219	0.274	0.333	0.000	0.000	0.618	0.787
<i>InnStr_Class</i>	25219	0.977	1.123	0.000	0.000	1.946	2.639
<i>InnStr_Citation</i>	25219	1.025	1.574	0.000	0.000	1.969	3.414
<i>InnStr_New</i>	25219	0.803	1.370	0.000	0.000	1.386	2.944
<i>Firmsize</i>	25219	21.972	1.407	20.436	20.989	22.703	23.779

续表 2

变量	样本量	均值	标准差	下十分位	下四分位	上四分位	上十分位
<i>LEV</i>	25219	0.436	0.206	0.148	0.267	0.613	0.724
<i>ROA</i>	25219	0.036	0.050	0.001	0.014	0.066	0.096
<i>Listage</i>	25219	2.009	0.908	0.693	1.386	2.773	2.996
<i>Cash</i>	25219	0.193	0.149	0.050	0.089	0.253	0.406
<i>R&amp;D</i>	25219	0.013	0.020	0.000	0.000	0.020	0.034
<i>Intangible</i>	25219	0.222	0.172	0.026	0.087	0.320	0.472
<i>Bsize</i>	25219	2.269	0.187	2.079	2.197	2.303	2.485
<i>Inde</i>	25219	0.371	0.055	0.333	0.333	0.400	0.429
<i>Inst</i>	25219	0.360	0.239	0.042	0.148	0.545	0.688
<i>MEF</i>	25219	0.627	0.484	0.000	0.000	1.000	1.000
<i>MEFre</i>	25219	1.974	1.942	0.000	0.000	4.000	4.000

资料来源:作者整理

## 2. 单变量分析

为了对比公司突破性创新对分析师行为影响差异,本文进行了公司突破性创新和分析师行为的均值差异性检验。根据样本中分行业、分年度的公司突破性创新 *InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class* 均值进行分组,采用 T 检验对两组的分析师行为差异进行检验。由 *InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class* 度量公司突破性创新,将高于行业年度均值的公司分成突破式创新组,将低于行业年度均值的公司归类于渐进式创新组。

本文根据 *InnStr\_Portfolio* 的行业年度均值分组并进行单变量检验,结果如表 3 的 Panel A 所示。从中可以发现:更多分析师覆盖突破式创新组公司,且两组之间差异显著;在两组公司中,分析师预测精确度没有显著差异;突破式创新会加剧预测分歧,且两组之间差异显著;突破式创新会提高分析师询问创新相关问题的概率,且两组之间差异显著;突破式创新会提高分析师调研提及公司创新的问题占比,且两组之间差异显著。

表 3 公司突破性创新对分析师行为影响的单变量检验

变量	突破式创新组	渐进式创新组	T 检验
Panel A: 根据行业年度均值分组			
分析师跟踪 ( <i>Coverage</i> )	2.37	1.92	24.35***
分析师预测准确度 ( <i>Error</i> )	0.03	0.03	0.27
分析师预测分歧度 ( <i>Dispersion</i> )	0.27	0.24	11.64***
分析师调研提及公司创新与否 ( <i>RDSite_Dummy</i> )	0.31	0.18	26.99***
分析师调研提及公司创新的问题占比 ( <i>RDSite_Question</i> )	0.18	0.10	26.78***
Panel B: 根据三分法分组			
分析师跟踪 ( <i>Coverage</i> )	2.87	1.65	66.08***
分析师预测准确度 ( <i>Error</i> )	0.03	0.03	1.06
分析师预测分歧度 ( <i>Dispersion</i> )	0.28	0.23	14.80***
分析师调研提及公司创新与否 ( <i>RDSite_Dummy</i> )	0.40	0.14	56.47***
分析师调研提及公司创新的问题占比 ( <i>RDSite_Question</i> )	0.23	0.08	53.75***

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示 10%、5%、1% 显著性水平,下同

资料来源:作者整理

为了保证结果的稳健性,本文更换分组依据,将公司突破性创新程度分为三组,上三分位公司归类于突破式创新组,下三分位公司归类于渐进式创新组。据此,对两组公司进行单变量分析,结果如表 3 的 Panel B 所示,结果与 Panel A 保持一致<sup>①</sup>。

① 根据 *InnStr\_Class* 进行分组的结果与表 3 一致,限于篇幅未列示,备索。

### 3. 相关假设回归检验

(1)公司突破性创新对分析师跟踪人数影响。公司突破性创新对分析师跟踪人数影响的实证检验结果如表4第(1)列和第(2)列所示。可以看出,突破式创新使公司获得了更多分析师关注。*InnStr\_Portfolio* 提高一个标准差,分析师跟踪人数增加 5.8%;*InnStr\_Class* 提高一个标准差,分析师跟踪人数增加 8.3%。该结果表明,分析师跟踪进行突破式创新的公司,尽管将产生更高的信息搜集和解读成本,但是分析师将得到更高经济效益,并且展现自身能力,支持假设  $H_1$ <sup>①</sup>。

表 4 公司突破性创新对分析师行为的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Coverage		Error		Dispersion		RDSize_Dummy		RDSize_Question	
<i>InnStr_Portfolio</i>	0.2729*** (10.765)		0.0014 (1.209)		0.0176*** (2.799)		0.0738*** (9.154)		0.0533*** (10.244)	
<i>InnStr_Class</i>		0.1153*** (14.660)		0.0007 (1.494)		0.0049** (2.536)		0.0292*** (11.676)		0.0185*** (11.467)
<i>Firmsize</i>	0.6532*** (90.460)	0.6446*** (88.801)	0.0047*** (13.508)	0.0046*** (7.319)	0.0493*** (24.639)	0.0491*** (24.381)	0.0192*** (8.370)	0.0172*** (7.450)	0.0114*** (7.713)	0.0104*** (6.976)
<i>LEV</i>	-0.9876*** (-20.284)	-0.9759*** (-20.076)	-0.0038 (-1.621)	-0.0037 (-1.065)	-0.0715*** (-5.312)	-0.0715*** (-5.316)	-0.1042*** (-6.735)	-0.1016*** (-6.571)	-0.0586*** (-5.869)	-0.0575*** (-5.756)
<i>ROA</i>	6.4622*** (39.525)	6.4432*** (39.484)	-0.5116*** (-62.197)	-0.5118*** (-12.268)	0.1497*** (2.970)	0.1486*** (2.948)	0.8610*** (16.569)	0.8566*** (16.499)	0.4419*** (13.174)	0.4397*** (13.112)
<i>Listage</i>	-0.2189*** (-22.297)	-0.2143*** (-21.890)	0.0010* (1.805)	0.0010 (1.476)	0.0018 (0.688)	0.0016 (0.648)	-0.0279*** (-8.944)	-0.0270*** (-8.668)	-0.0113*** (-5.592)	-0.0110*** (-5.485)
<i>Cash</i>	0.2252*** (3.775)	0.2304*** (3.871)	0.0149*** (5.137)	0.0149*** (3.825)	0.0233 (1.512)	0.0227 (1.477)	-0.0639*** (-3.370)	-0.0630*** (-3.328)	-0.0481*** (-3.931)	-0.0482*** (-3.941)
<i>R&amp;D</i>	8.6407*** (20.245)	8.2352*** (19.249)	0.0297 (1.595)	0.0266 (1.361)	0.3786*** (3.549)	0.3745*** (3.497)	1.7916*** (13.206)	1.6995*** (12.487)	1.1147*** (12.729)	1.0715*** (12.189)
<i>Intangible</i>	0.0190 (0.368)	0.0228 (0.443)	0.0307*** (12.924)	0.0308*** (5.049)	-0.0332** (-2.412)	-0.0328** (-2.384)	-0.1157*** (-7.072)	-0.1145*** (-7.008)	-0.1114*** (-10.548)	-0.1103*** (-10.453)
<i>Bsize</i>	0.0493 (1.052)	0.0452 (0.965)	-0.0110*** (-5.179)	-0.0110*** (-3.928)	-0.0393*** (-3.283)	-0.0393*** (-3.277)	-0.0018 (-0.118)	-0.0026 (-0.176)	-0.0027 (-0.278)	-0.0029 (-0.306)
<i>Inde</i>	0.0303 (0.205)	0.0282 (0.191)	-0.0249*** (-3.749)	-0.0248*** (-2.912)	-0.1048*** (-2.796)	-0.1057*** (-2.819)	0.0270 (0.575)	0.0259 (0.552)	0.0164 (0.541)	0.0148 (0.490)
<i>Inst</i>	1.0683*** (30.368)	1.0606*** (30.202)	-0.0080*** (-5.120)	-0.0081*** (-3.895)	0.0179** (2.017)	0.0178** (2.005)	-0.0108 (-0.966)	-0.0126 (-1.125)	-0.0355*** (-4.913)	-0.0363*** (-5.034)
<i>MEF</i>	-0.2300*** (-8.740)	-0.2269*** (-8.639)	0.0032*** (2.673)	0.0033*** (2.668)	-0.0081 (-1.206)	-0.0081 (-1.215)	-0.0377*** (-4.512)	-0.0371*** (-4.442)	-0.0207*** (-3.842)	-0.0206*** (-3.813)
<i>MEFfre</i>	0.1579*** (24.993)	0.1566*** (24.831)	0.0017*** (5.778)	0.0017*** (4.413)	0.0322*** (19.772)	0.0322*** (19.776)	0.1006*** (50.101)	0.1003*** (50.010)	0.0553*** (42.659)	0.0552*** (42.602)
Constant	-12.0025*** (-65.431)	-11.8230*** (-64.266)	-0.0342*** (-3.991)	-0.0328*** (-2.125)	-0.7896*** (-16.042)	-0.7850*** (-15.864)	-0.3115*** (-5.342)	-0.2693*** (-4.602)	-0.1819*** (-4.832)	-0.1598*** (-4.228)
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	25219	25219	20138	20138	18791	18791	25219	25219	25219	25219
调整后 R <sup>2</sup>	0.494	0.496	0.282	0.282	0.104	0.104	0.394	0.396	0.340	0.341

资料来源:作者整理

(2)公司突破性创新对分析师预测准确度影响。公司突破性创新对分析师预测准确度影响的实证检验结果如表4第(3)列和第(4)列所示。可以看出,*InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class* 没有显著的系数。该结果说明,公司突破性创新程度不对预测准确性产生显著作用,假设  $H_2$  未得到支持。可能原因是,分析师预测准确度受到分析师能力、地理距离、公司信息披露等多种因素影响(Crawford等,2012)<sup>[35]</sup>。

① 分析师关注人数的重要特征之一是:人数是非负整数,是受限因变量。将分析师关注人数作为因变量时,采用计数模型中的泊松模型进行分析,结果保持一致。限于篇幅未列示,备索。



(3)公司突破性创新对分析师预测分歧度影响。公司突破性创新对分析师预测分歧度影响的实证检验结果如表4第(5)列和第(6)列所示。可以看出,*InnStr\_Portfolio*和*InnStr\_Class*的系数为正,且在1%水平上显著。*InnStr\_Portfolio*提高一个标准差,分析师预测分歧度提高2.17%;*InnStr\_Class*提高一个标准差,分析师预测分歧度提高2.27%。该结果表明,突破式创新增加了分析师预测差异水平。分析师无法基于历史模型预测公司盈余,分析师对突破式创新的判断存在差异,对预测模型的调整不一致,预测EPS更难趋于一致,支持假设H<sub>3</sub>。

(4)公司突破性创新对分析师实地调研影响。公司突破性创新对分析师实地调研影响的实证检验结果如表4第(7)列~第(10)列所示。可以看出,*InnStr\_Portfolio*和*InnStr\_Class*的系数显著为正。*InnStr\_Portfolio*和*InnStr\_Class*提高一个标准差,分析师调研时询问创新相关问题的概率提高5.41%和7.22%;*InnStr\_Portfolio*和*InnStr\_Class*提高一个标准差,询问创新相关问题占当年该上市公司被提问问题数量比例提高6.32%和5.84%。该结果表明,公司突破性创新程度越高,分析师调研过程中将更可能问及和创新相关的问题,问及创新的问题占比更高。受到信息需求推动,分析师在调研此类公司时,将更可能询问和创新相关的问题,获得关于公司创新特质信息,支持了假设H<sub>4</sub>。

## 五、稳健性检验

在稳健性检验部分,本文针对性地解决以下几个问题:一是考虑到可能存在的自选择偏差,采用Heckman两阶段模型纠正;二是为了避免解释变量和扰动项相关,影响结果一致性,借助工具变量缓解此类内生性问题;三是为了避免结果受到公司突破性创新度量方式影响,构建另外两类突破式创新度量方式以保证结论的稳健性;四是为了避免结果存在替代性解释,本文进一步控制公司多元化的影响。

### 1. 潜在的自选择问题:Heckman两阶段模型

考虑到在测度分析师行为变量时,只有被分析师跟踪的公司才能够测度分析师预测误差和预测分歧度,而未被分析师跟踪的公司则无法测度分析师预测误差和预测分歧度,这种样本分布规律导致回归结果可能存在自选择偏差。为了缓解自选择问题,本文采用Heckman两阶段模型。第一阶段为公司被分析师跟踪的概率模型,第二阶段将被分析师跟踪的概率加入原有控制变量,纠正自选择偏差。在Heckman第一阶段设置*Coverage\_Dummy*变量,如果有分析师跟踪,则赋值1,否则,赋值0。第一阶段加入“大众创业、万众创新”是否提出的虚拟变量*Year2014*<sup>①</sup>。2014年之后年度,*Year2014*赋值1,2014年及其之前年度,*Year2014*赋值为0。“大众创业、万众创新”的提出,将激励分析师跟踪进行突破式创新的公司。但“大众创业、万众创新”的提出,对分析师预测误差和分歧度的影响非常有限。因此,*Year2014*变量不体现在第二阶段模型中。第一阶段估计公司被分析师覆盖的可能性,并得到逆米尔斯比率*Invmr*。第二阶段将*Invmr*加入主模型中,纠正自选择偏差。Heckman两阶段模型结果如表5所示。表5第(1)列中,*Year2014*与*Coverage\_Dummy*正相关;第(2)列~第(5)列的结果,与基准结果保持一致。

表5 Heckman两阶段模型

变量	阶段1		阶段2		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Coverage_Dummy</i>	<i>Error</i>		<i>Dispersion</i>	
<i>InnStr_Portfolio</i>		0.0005 (0.864)		0.0166*** (3.024)	

① “大众创业、万众创新”出自2014年李克强总理的讲话。该讲话的重要目的在于促进创业精神和创新基因,之后国务院出台若干支持政策。

续表 5

变量	阶段 1		阶段 2		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Coverage_Dummy</i>	<i>Error</i>		<i>Dispersion</i>	
<i>InnStr_Class</i>			0.0003 (1.424)		0.0053 *** (3.126)
<i>Year2014</i>	0.0585 *** (2.976)				
<i>Invmr</i>		0.000	0.000	0.000	0.000
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	25219	18791	18791	18791	18791
Wald $\chi^2$	-	10830.46	3767.48	2833.86	2834.59

资料来源:作者整理

## 2. 内生性问题:工具变量法

鉴于本文主要解释变量(突破式创新)可能和扰动项相关,本文借助于工具变量法将解释变量拆分成内生部分和外生部分,使得模型得到一致估计。基于工具变量的相关性要求,本文以公司所在地区高校科研能力作为突破式创新的工具变量。创新来自于个人或个人所组成团队的才能和创造力,科学家和工程师被视为推动创新成功的重要因素(Delgado-Verde等,2016)<sup>[36]</sup>。科学家的突破式思维和研究能力促进公司进行突破式创新(Forés和Camisón,2016)<sup>[20]</sup>。如果公司所在地高校科研能力强,对公司突破性创新的影响可能表现在两个方面:一方面,公司所在地高校培养了一批科研能力强的学生,公司有更多机会招聘具备科研能力的人才,为突破式创新提供人力资源支持和技术前沿知识;另一方面,公司所在地高校科研能力强,能够为公司创造进行突破式创新的外部环境,包括优质的客户和供应商等(Mention,2011)<sup>[37]</sup>。因此,地区高校科研能力与公司突破性创新呈现显著的正相关关系,但是不直接影响分析师行为。地区高校科研能力由两个指标度量:一是公司所在区县高校参与创新工作科研人员平均数,表示为*DistrictInno*;二是公司所在区县高校数量,表示为*College*。

工具变量法的第一阶段和第二阶段结果如表6所示。表6的第(1)列为第一阶段结果,公司所在区县高校参与创新工作科研人员平均数对公司突破性创新的影响为正,满足工具变量的相关性要求。表6的第(2)列~第(4)列呈现了工具变量模型的第二阶段结果。在以公司所在区县高校参与创新工作科研人员平均数作为工具变量时,公司突破式创新程度越高,分析师跟踪越多,预测分歧水平增加,而对预测误差无显著影响,和基准回归发现保持一致。第(2)列~第(4)列中,*Cragg-Donald Wald F*值高于10,拒绝了弱工具变量假设。第(2)列~第(4)列中*Sargan statistic*表明不存在过度识别<sup>①</sup>。

表 6 工具变量:公司所在地高校科研能力

变量	阶段 1		阶段 2	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>InnStr_Portfolio</i>	<i>Coverage</i>	<i>Error</i>	<i>Dispersion</i>
<i>DistrictInno</i>	0.0053 *** (8.550)			

① 以 *InnStr\_Class* 度量突破式创新时,工具变量第一阶段和第二阶段的结果与 *InnStr\_Portfolio* 度量突破式创新时的结果保持一致。以 *College* 作为工具变量时,结果也保持一致。限于篇幅未列示,备索。

续表 6

变量	阶段 1	阶段 2		
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>InnStr_Portfolio</i>	<i>Coverage</i>	<i>Ferror</i>	<i>Dispersion</i>
<i>InnStr_Portfolio</i>		2.4965*** (4.742)	0.0076 (0.525)	0.1880** (2.311)
<i>Cragg-Donald Wald F statistic</i>		53.782***	51.739***	59.987***
<i>Sargan statistic</i>		0.023	0.383	0.641
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	25219	25219	20138	18791
调整后 R <sup>2</sup>	0.314	0.339	0.334	0.073

资料来源:作者整理

### 3. 更换公司突破式创新度量

为了避免主要解释变量(突破式创新)不同度量方式结果稳健性的可能影响,本文基于专利信息构建了替代性解释变量,再次检验模型(4)。专利引证次数可以表明一项创新的技术重要程度,被引证次数多的专利代表着路径突破的关键性创新(Ahuja 和 Lampert,2001)<sup>[31]</sup>。以专利被引证次数测度公司突破式创新的回归结果如表 7 的 Panel A 所示,和主回归结果基本保持一致。公司在新进入技术分类下的专利数量越多,公司专利分布和过往技术研究领域距离越远,意味着公司在新技术路径下进行了更多探索(Balsmeier 等,2016)<sup>[33]</sup>。以新进入专利分类下的专利数量测度公司突破式创新的回归结果如表 7 的 Panel B 所示,和主回归结果保持一致。

表 7 更换公司突破式创新度量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Coverage</i>	<i>Ferror</i>	<i>Dispersion</i>	<i>RDSite_Dummy</i>	<i>RDSite_Question</i>
Panel A:更换公司突破式创新度量:被引证次数					
<i>InnStr_Citation</i>	0.0751*** (14.798)	-0.0001 (-0.243)	-0.0018 (-1.427)	0.0101*** (6.223)	0.0046*** (4.409)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	25219	20138	18791	25219	25219
调整后 R <sup>2</sup>	0.496	0.282	0.104	0.393	0.338
Panel B:更换公司突破式创新度量:新进入专利分类下的专利数量					
<i>InnStr_New</i>	0.0826*** (13.949)	0.0004 (1.529)	0.0037** (2.572)	0.0189*** (10.037)	0.0102*** (8.346)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	25219	20138	18791	25219	25219
调整后 R <sup>2</sup>	0.495	0.336	0.104	0.395	0.339

资料来源:作者整理

### 4. 控制公司多元化的影响

由于主要解释变量(突破式创新)可能受到公司多元化经营的影响,导致结果可能存在替代性解释,进而影响结果稳健性,本文进一步控制多元化经营的影响。进行多元化经营的公司为市场提供多元化产品,这类公司进入专利分类数量可能更多,创新产出可能更为分散。为了避免由于公司多元化

经营而影响回归结果,本文构建两个经营多元化指标,加入模型(4)进行稳健性检验:一是公司子公司数量 *Segment*;二是参考巫景飞等(2008)<sup>[38]</sup>,计算赫芬达尔指数,计算方法如式(5)所示。

$$HHI\_product = 1 - \sum_{j=1}^n \left( \frac{X_{ijt}}{Y_{it}} \right)^2 \quad (5)$$

其中,  $X_{ijt}$  表示观测时间  $t$  内,公司  $i$  从  $j$  产品实现的销售收入;  $Y_{it}$  表示公司  $i$  在  $t$  年的收入。表 8 列示了控制公司多元化后的结果。Panel A 和 Panel B 的结果表明,在控制公司多元化指标后,假设依旧得到支持。

表 8 控制公司多元化的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	Coverage		Error		Dispersion		RDSite_Dummy		RDSite_Question	
Panel A: 子公司数量										
<i>InnStr_Portfolio</i>	0.2849*** (11.033)		0.0014 (0.938)		0.0157** (2.408)		0.0789*** (9.659)		0.0541*** (10.301)	
<i>InnStr_Class</i>		0.1170*** (14.729)		0.0008 (1.500)		0.0044** (2.168)		0.0301*** (11.976)		0.0184*** (11.349)
<i>Segment</i>	-0.2102*** (-14.334)	-0.2076*** (-14.180)	-0.0012 (-1.356)	-0.0012 (-1.342)	-0.0325*** (-8.505)	-0.0324*** (-8.475)	-0.0554*** (-11.941)	-0.0547*** (-11.803)	-0.0257*** (-8.603)	-0.0252*** (-8.462)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	23407	23407	19284	19284	19065	19065	23407	23407	23407	23407
调整后 R <sup>2</sup>	0.525	0.527	0.280	0.280	0.106	0.106	0.414	0.415	0.355	0.356
Panel B: 产品收入赫芬达尔指数										
<i>InnStr_Portfolio</i>	0.2596*** (9.639)		0.0011 (0.918)		0.0132** (1.969)		0.0229*** (3.997)		0.0740*** (8.604)	
<i>InnStr_Class</i>		0.1133*** (13.602)		0.0006 (1.435)		0.0035* (1.695)		0.0080*** (4.518)		0.0294*** (11.033)
<i>HHI_product</i>	-0.0676*** (-3.970)	-0.0618*** (-3.635)	0.0006 (0.720)	0.0007 (0.758)	0.0101** (2.306)	0.0101** (2.310)	-0.0024 (-0.660)	-0.0022 (-0.587)	-0.0172*** (-3.166)	-0.0159*** (-2.929)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	20689	20689	17019	17019	16836	16836	18042	18042	20689	20689
调整后 R <sup>2</sup>	0.520	0.522	0.349	0.349	0.110	0.110	0.066	0.066	0.421	0.422

资料来源:作者整理

## 六、进一步分析

### 1. 地理距离的调节作用

前文分析指出,公司突破式创新之所以对分析师预测误差和预测分歧度产生影响,主要原因在于突破式创新影响分析师获取信息的数量和分析信息的复杂度。分析师距离公司的地理距离远近使得分析师获得信息和分析信息的便捷程度存在差异。既有研究发现,地理距离影响信息传递(Agarwal和 Hauswald,2010)<sup>[39]</sup>。Bae等(2008)<sup>[40]</sup>发现,当地分析师在获取信息时有优势;分析师距离公司地理距离远,将增加两者之间信息不对称,分析师需要投入时间、精力和更多资源搜集公司特质性信息。据此,本文将进一步分析地理距离对于突破式创新与分析师行为间关系的调节作用。

本文根据以下步骤计算分析师和公司所在地地理间距:首先,通过 Python 爬取所有城市的经纬度;其次,手工搜集所有券商所在地,确定上市公司所在地,并与所在地城市的经纬度匹配;最后,通过券商所在地和被分析师覆盖公司的经纬度计算分析师和公司之间的地理距离。计算地理距离后,本文构建地理距离远近虚拟变量 *ShortDistance*,如果券商所在地和公司所在地距离小于中位数

距离,则 *ShortDistance* 赋值为 1,否则为 0。

为了检验地理距离远近的调节作用,本文构建式(6):

$$\begin{aligned} Analyst_i = & \beta_0 + \beta_1 Innovation\_strategy_i + \beta_2 Innovation\_strategy_i \times ShortDistance_i \\ & + \beta_3 ShortDistance_i + \beta_4 Controls_i + \varepsilon \end{aligned} \quad (6)$$

其中,被解释变量 (*Analyst<sub>i</sub>*) 分别为分析师预测误差 (*Error*) 和预测分歧度 (*Dispersion*),主要解释变量 (*Innovation\_strategy*) 为突破式创新的两种度量方式,分别为 *InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class*。进一步地,*ShortDistance* 为地理距离单独项,*Innovation\_strategy* × *ShortDistance* 为突破式创新和地理距离交乘项,控制变量与式(4)保持一致。

地理距离对于突破式创新与分析师行为间关系调节作用的检验结果如表 9 所示。表 9 的第(1)列和第(2)列显示了地理距离对公司突破性创新和分析师预测精确度关系的调节作用。*InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class* 的系数显著为正,交乘项系数显著为负。这说明,当分析师距离公司所在地远时,分析师预测误差越大。

表 9 地理距离的调节作用

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Error</i>		<i>Dispersion</i>	
<i>InnStr_Portfolio</i>	0.0028 *** (2.847)		0.0322 *** (4.979)	
<i>InnStr_Portfolio</i> × <i>ShortDistance</i>	-0.0058 *** (-3.831)		-0.0487 *** (-5.050)	
<i>InnStr_Class</i>		0.0010 *** (3.403)		0.0097 *** (4.981)
<i>InnStr_Class</i> × <i>ShortDistance</i>		-0.0018 *** (-4.011)		-0.0157 *** (-5.417)
<i>ShortDistance</i>	0.0003 (0.491)	0.0005 (0.754)	-0.0465 *** (-10.606)	-0.0445 *** (-9.889)
H0: <i>InnStr_Portfolio</i> × <i>ShortDistance</i> = 0				
H0: 检验 F 值	5.15 **	3.95 **	4.00 **	5.49 **
H0: 检验 P 值	0.0233	0.0470	0.0456	0.0191
行业/年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	20138	20138	18791	18791
调整后 R <sup>2</sup>	0.337	0.337	0.136	0.136

资料来源:作者整理

表 9 的第(3)列和第(4)列显示了地理距离对公司突破性创新和分析师预测分歧度关系的调节作用。*InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class* 的系数显著为正,交乘项系数显著为负。该结果表明,当分析师所在地和公司所在地距离近时,预测分歧度降低<sup>①</sup>。为了进一步检验系数的显著性,将 *InnStr\_Portfolio* 与 *InnStr\_Portfolio* × *ShortDistance* 的系数相加,将 *InnStr\_Class* 与 *InnStr\_Class* × *ShortDistance* 的系数相加,检验系数和是否显著异于 0。表 9 的第(1)列中,系数和的 F 值为 5.15,显著异于 0。在其他三列中,系数和均在 5% 水平上显著。

## 2. 分析师对市场定价的影响

分析师作为资本市场信息中介,具备搜集和解读信息能力,能够向投资者传递公司特质信息,

<sup>①</sup> 由于 *ShortDistance* 是跟踪上市公司的分析师所在地和公司所在地的地理距离,*ShortDistance* 的计算受到分析师跟踪的影响,因此,在分析地理距离对分析师行为的调节作用时,本文未加入地理距离对分析师跟踪的影响。

促进股价反映公司真实价值。为了进一步讨论分析师关注对于公司突破性创新的市场定价是否产生影响,检验分析师信息中介作用,本文以股价同步性(*Synchronicity*)作为被解释变量,探究分析师关注是否促进股价反映公司特质信息。

参考史永和张龙平(2014)<sup>[41]</sup>,基于式(7)和式(8)计算股价同步性,并构建如式(9)所示回归模型检验分析师信息中介作用。

$$R_{i,t} = \alpha + \beta_1 R_{m,t} + \beta_2 R_{n,t} + \varepsilon_{i,t} \tag{7}$$

$$Synchronicity_{i,t} = LN\left(\frac{R_i^2}{1 - R_i^2}\right) \tag{8}$$

其中, $R_{i,t}$ 为公司*i*第*t*周股票收益率, $R_{m,t}$ 为A股所有公司在第*t*周经流通市值加权的股票平均收益率。 $R_{i,t}$ 和 $R_{m,t}$ 均为考虑现金红利再投资的收益率。 $R_{n,t}$ 是按照中国证监会行业分类标准,以公司流通市值为权重的 $R_{i,t}$ 加权平均值。 $R_i^2$ 是式(7)的拟合优度,代表着被市场和行业波动(非公司特质信息)所解释的个股股价波动, $R_i^2$ 越高,通过式(8)计算的同步性指标(*Synchronicity*)越大,市场定价效率低。

$$Synchronicity_t = \beta_0 + \beta_1 Innovation\_strategy_t + \beta_2 Innovation\_strategy_t \times Coverage_t + \beta_3 Coverage_t + \beta_4 Controls_t + \varepsilon \tag{9}$$

其中,被解释变量为公司股价同步性(*Synchronicity*、*Innovation\_strategy*)为突破式创新两种度量方式,包括 *InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Class*。*Coverage* 为分析师跟踪数量的单独项,*Innovation\_strategy* × *Coverage* 为突破式创新和分析师跟踪数量交乘项。控制变量与式(4)保持一致。

分析师信息中介作用检验结果如表 10 所示。交乘项系数均显著为负,进一步检验系数 *InnStr\_Portfolio* 和 *InnStr\_Portfolio* × *Coverage* 与 *InnStr\_Class* 和 *InnStr\_Class* × *Coverage* 系数和,F 值和 P 值表明系数和显著异于 0。该结果表明,分析师关注能够削弱突破式创新对股价同步性的正向影响,支持了分析师的信息中介作用。

表 10 分析师的信息中介作用

变量	(1)	(2)
	<i>Synchronicity</i>	
<i>InnStr_Portfolio</i>	0.6297 *** (11.391)	
<i>InnStr_Portfolio</i> × <i>Coverage</i>	-0.1601 *** (-10.015)	
<i>InnStr_Class</i>		0.2194 *** (12.757)
<i>InnStr_Class</i> × <i>Coverage</i>		-0.0605 *** (-12.971)
<i>Coverage</i>	0.0618 *** (7.543)	0.0761 *** (9.230)
H0: <i>InnStr</i> × <i>Coverage</i> = 0		
H0: 检验 F 值	123.44 ***	141.18 ***
H0: 检验 P 值	0.000	0.000
行业/年份固定效应	Yes	Yes
观测值	23210	23210
调整后 R <sup>2</sup>	0.240	0.242

资料来源:作者整理

## 七、结论与讨论

### 1. 研究结论

本文研究了上市公司突破式创新对分析师行为的影响,发现突破式创新增加了市场对分析师的需求和分析师供给,吸引了更多分析师跟踪。突破式创新程度并不能影响分析师预测精度,但是如果分析师和公司地理距离较远,突破式创新将降低分析师预测精度。突破式创新增加了分析师之间的预测分歧度,当分析师和公司的地理距离近时,突破式创新对预测分歧度的影响被削弱。突破式创新导致分析师的信息搜集和分析难度增加,分析师实地调研时将更多询问和创新相关的问题。在通过 Heckman 两阶段和工具变量缓解内生性问题、更换公司突破性创新度量、控制公司多元化的影响后,本文结果保持稳健。

### 2. 管理和政策启示

上述结论有如下三方面的实践启示意义:一是对于公司而言,应当增加突破式创新披露,通过包括但不限于互动平台、机构调研、制作突破式创新 Q&A 手册等方式,为分析师提供信息。二是培育具有创新前沿知识的市场中介,对于提高资源分配效率具有重要意义。分析师利用专业能力,为投资者搜集和利用信息,提高了定价效率。三是对于政府部门而言,促进突破式创新公司披露信息,提供给分析师有效信息的前提是强有力的知识产权保护。知识产权保护能够避免突破式创新被其他公司以低成本模仿。进一步出台和完善知识产权保护政策会保障进行突破式创新的公司利益,有助于促进突破式创新信息披露,发挥分析师的信息中介职能,最终提高市场资源配置效率。

### 3. 研究局限及展望

本文也存在如下不足:本文未包含中国公司在国外申请的专利,突破式创新指标构建仅限于我国专利;由于我国专利引证的具体内容缺失较多,无法分析专利被引证的对象,只能计算被引证次数。鉴于当前国家专利局网站已经暂停了下载权限,仅能够将数据更新至 2017 年。未来研究可以进一步补充国内外专利申请数据,并细化引证对象,挖掘更多创新相关信息,从而丰富与拓展突破式创新的相关研究。

## 参考文献

- [1] Therrien, P., D. Doloreux, and T. Chamberlin. Innovation Novelty and Performance in the Service Sector: A Canadian Firm-level Analysis[J]. *Technovation*, 2011, 31, (12): 655 - 665.
- [2] Wang, P., V. Van De Vrande, and J. P. Jansen. Balancing Exploration and Exploitation in Inventions: Quality of Inventions and Team Composition[J]. *Research Policy*, 2017, 46, (10): 1836 - 1850.
- [3] Maslach, D. Change and Persistence with Failed Technological Innovation[J]. *Strategic Management Journal*, 2016, 37, (4): 714 - 723.
- [4] Wang, N., M. Xiao, and I. Savin. Complementarity Effect in the Innovation Strategy: Internal R&D and Acquisition of Capital with Embodied Technology[J]. *The Journal of Technology Transfer*, 2020, Forthcoming.
- [5] 李哲, 黄静, 孙健. 企业创新新颖度与审计收费——基于上市公司专利分类数据的证据[J]. *北京: 会计研究*, 2020, (8): 178 - 192.
- [6] Jia, N. Corporate Innovation Strategy and Stock Price Crash Risk[J]. *Journal of Corporate Finance*, 2018, 53, (12): 155 - 173.
- [7] Hobijn, B., and B. Jovanovic. The Information-Technology Revolution and the Stock Market: Evidence[J]. *American Economic Review*, 2001, 91, (5): 1203 - 1220.
- [8] Verhoeven, D., J. Bakker, and R. Veugelers. Measuring Technological Novelty with Patent-Based Indicators[J]. *Research Policy*, 2016, 45, (3): 707 - 723.
- [9] Park, J., and S. Kim. The Differentiating Effects of Workforce Aging on Exploitative and Exploratory Innovation: The Moderating Role of Workforce Diversity[J]. *Asia Pacific Journal of Management*, 2015, 32, (2): 481 - 503.
- [10] Hong, H., and M. Kacperczyk. Competition and Bias[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2010, 125, (4): 1683 - 1725.
- [11] Chen T., J. Harford, and C. Lin. Do Analysts Matter for Governance? Evidence from Natural Experiments[J]. *Journal of Financial*

Economics,2015,115,(2):383-410.

- [12]伊志宏,李颖,江轩宇.女性分析师关注与股价同步性[J].北京:金融研究,2015,(9):175-189.
- [13]钟覃琳,刘媛媛.分析师报告在经济政策不确定时期具有更高的信息含量吗?[J].北京:会计研究,2020,(3):34-45.
- [14]曹胜,朱红军.王婆卖瓜:券商自营业务与分析师乐观性[J].北京:管理世界,2011,(7):20-30.
- [15]林晚发,赵仲匡,刘颖,斐宋敏.债券市场的评级信息能改善股票市场信息环境吗?——来自分析师预测的证据[J].北京:金融研究,2020,(4):166-185.
- [16]田轩,孟清扬.股权激励计划能促进企业创新吗[J].天津:南开管理评论,2018,(3):178-192.
- [17]崔玉英,李长青,郑燕,长青.公司成长,盈余波动与财务分析师跟踪——来自中国证券市场的经验证据[J].北京:管理评论,2014,(4):60-71.
- [18]杨青,吉赞,王亚男.高铁能提升分析师盈余预测的准确度吗?——来自上市公司的证据[J].北京:金融研究,2019,(3):168-188.
- [19]Bhushan. Firm Characteristics and Analyst Following[J]. Journal of Accounting and Economics,1989,11,(2):255-274.
- [20]Fores, B., and C. Camison. Does Incremental and Radical Innovation Performance Depend on Different Types of Knowledge Accumulation Capabilities and Organizational Size? [J]. Journal of Business Research,2016,69,(2):831-848.
- [21]Barth, M. E., and K. M. McNichols. Analyst Coverage and Intangible Assets[J]. Journal of Accounting Research,2001,39,(1):1-34.
- [22]马梦迪,王玉涛,王菊仙.负面信息披露与分析师乐观预测之谜:信息决策还是经济利益?[J].北京:经济管理,2020,(9):144-159.
- [23]苏治,魏紫.企业无形资产资本化与分析师盈余预测:理论分析与实证检验[J].北京:会计研究,2013,(7):72-78.
- [24]Kross, W., B. Ro, and D. Schroeder. Earnings Expectations: The Analysts' Information Advantage[J]. The Accounting Review, 1990,65,(1):461-476.
- [25]周开国,应千伟,陈晓娟.媒体关注度,分析师关注度与盈余预测准确度[J].北京:金融研究,2014,(2):139-152.
- [26]Benner, M. J. The Incumbent Discount; Stock Market Categories and Response to Radical Technological Change[J]. Academy of Management Review,2007,32,(3):703-720.
- [27]戴泽伟,杨兵.宏观经济政策不确定性对证券分析师预测效果影响研究[J].北京:中国软科学,2020,(1):171-183.
- [28]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].北京:金融研究,2003,(12):52-63.
- [29]徐媛媛,洪剑峭,曹新伟.我国上市公司特征与证券分析师实地调研[J].北京:投资研究,2015,(1):121-136.
- [30]Makri, M., M. A. Hitt, and P. J. Lane. Complementary Technologies, Knowledge Relatedness, and Invention Outcomes in High Technology Mergers and Acquisitions[J]. Strategic Management Journal,2010,31,(6):602-628.
- [31]Ahuja, G., and C. M. Lampert. Entrepreneurship in the Large Corporation: A Longitudinal Study of How Established Firms Create Breakthrough Inventions[J]. Strategic Management Journal,2001,21,(6-7):267-294.
- [32]Luong, H., M. Fariborz, N. Lily, X. Tian, and B. H. Zhang. How Do Foreign Institutional Investors Enhance Firm Innovation? [J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis,2017,52,(4):1449-1490.
- [33]Balsmeier, B., L. Fleming, and G. Manso. Independent Boards and Innovation[J]. Journal of Financial Economics,2016,123,(3):536-557.
- [34]Barron, O. E., C. O. Kile, and T. B. O'Keefe. MD&A Quality as Measured by the SEC and Analysts' Earnings Forecasts[J]. Contemporary Accounting Research,1999,16,(1):75-109.
- [35]Crawford, S., D. Roulstone, and E. C. So. Analyst Initiations of Coverage and Stock Return Synchronicity[J]. Accounting Review, 2012,87,(5):1527-1553.
- [36]Delgado-Verde M., C. G. Martín-de, and J. Amores-Salvadó. Intellectual Capital and Radical Innovation: Exploring the Quadratic Effects in Technology-based Manufacturing Firms[J]. Technovation,2016,54,(8):35-47.
- [37]Mention, A. Co-operation and Co-Opetition as Open Innovation Practices in the Service Sector: Which Influence on Innovation Novelty? [J]. Technovation,2011,31,(1):44-53.
- [38]巫景飞,何大军,林暉,王云.高层管理者政治网络与企业多元化战略:社会资本视角——基于我国上市公司面板数据的实证分析[J].北京:管理世界,2008,(8):107-118.
- [39]Agarwal, S., and R. Hauswald. Distance and Private Information in Lending[J]. Review of Financial Studies,2010,23,(7):2757-2788.
- [40]Bae, K. H., M. S. René, and H. Tan. Do Local Analysts Know More? A Cross-country Study of the Performance of Local Analysts and Foreign Analysts[J]. Journal of Financial Economics,2008,88,(3):581-606.
- [41]史永,张龙平. XBRL 财务报告实施效果研究——基于股价同步性的视角[J].北京:会计研究,2014,(3):3-10,95.



# Disruptive Innovation and Analyst Activities: An Empirical Study based on Patent Classifications and Citations

LI Zhe<sup>1,2</sup>, HUANG Jing<sup>1</sup>, SUN Jian<sup>1,2</sup>

(1. School of Accountancy, Central University of Finance and Economics, Beijing, 100081, China;

2. China Management Accounting Research Center, Beijing, 100081, China)

**Abstract:** Based on detailed patent classification and citation data from the Website of the state intellectual property administration, this paper constructs measures of innovation strategy and investigates its influence on equity analysts' behavior, including analyst following, analyst forecast accuracy, analyst forecast dispersion and analysts' site visits. We find that, comparing with incremental innovation, disruptive innovation attracts more analyst. The result is consistent with supply-demand model of analyst following. From supply side, analysts have motivations to follow firms that conduct disruptive innovation instead of those conducting incremental innovation. On one hand, disruptive innovation is associated with complex information, which provides opportunities for analysts to signal their ability to investors and thus benefiting career development. On the other hand, in Chinese emerging market where disruptive innovation is advocated by government and essential for firms to stand out, analysts will follow this kind of firms to increase commission fees since they have potential in value creation. From demand side, disruptive innovation changes prior technological trajectories, which makes it hard for investors to find a comparable peer firm and decreases relevance of historical data. Also firms tend to decrease information disclosure to reduce technology spillover and the risk of being imitated by competitors at a low cost. Also, disruptive innovation increases investors' confusion over complicated technology and unpredicted economic consequence. In this case, investors will face obstacles in collecting and interpreting information and thus increasing their demand for analysts' professional forecasts to judge firm value. Even though following firms that conduct disruptive innovation brings analysts high cost of collecting and analyzing information, the decision to follow a firm depends on net utility (benefits of following a firm minus corresponding costs). China is in a stage when innovation quality is gradually more important than quantity. Disruptive innovation is expected to attract investors' attention, which makes it likely that the net utility of following a firm is positive.

Also, this paper finds that disruptive innovation increases forecast dispersion among analysts. Forecast dispersion reflects the degree to which analyst's forecasts differ from others. Disruptive innovation exerts an increased uncertainty in technology, market and return, which makes analysts' forecasting models more divergent. Further analyses find that short distance between analysts and firm can release the positive influence of explorative innovation on analysts' dispersion, supporting the idea that short distance provides analysts more overlapping information and make their analyzing model less divergent. Analysts do not have a consistent judgement toward firm value, which makes forecast dispersion larger. However, we do not find a significant relationship between disruptive innovation and forecast accuracy. In cross-sectional tests, we find that analysts' forecast accuracy depends on the information they gain for estimating. The shorter is the distance between analysts and firms geographically, the more accurate are analysts' forecasts. Local analysts are advantageous in gaining information of firms, while analysts who are located far away from firms have to devote more resource in collecting firm information.

This paper also finds that disruptive innovation increases information demand, which further influences analysts' site visits. By textual analysis, analysts are more likely to raise questions about firm innovation during site visits. In robust tests, heckman two stage model and instrumental variable method are used to mitigate potential endogeneity problem. Also, this paper changes measures of disruptive innovation and controls the influence of diversification to test robustness. Further, this paper tests whether analysts deliver information to capital markets. The result shows that analysts can reduce stock price synchronicity efficiently, showing that analysts can help investors understand complex information of disruptive innovation.

This study not only enriches the literature of economic consequence of disruptive innovation on capital markets, but also supplements the study of analysts' role in capital markets. The paper also provides important implications for investors, listed firms, and regulators to improve information disclosure of explorative innovation and then facilitate efficiency of resource allocation for high-quality economic development.

**Key Words:** disruptive innovation; incremental innovation; analysts' activities; geographical distance

**JEL Classification:** M21, D21

**DOI:** 10.19616/j.cnki.bmj.2021.05.012

(责任编辑: 弘毅)