

提高基层医疗机构的诊疗能力，保障农村居民在基层获得及时、有效的医疗服务。此外，应重视与完善家庭医生签约服务体系，实现疾病早发现、早干预、早治疗，推动基层医疗服务从“以治病为中心”向“以健康为中心”转变，加强预防性保健与慢性病管理服务，减少“小病拖成大病”现象，降低因疾病导致的劳动能力丧失和收入损失。降低因病致贫返贫的风险，进一步巩固脱贫攻坚成果。

分析师跟踪对企业产品质量违规的影响研究

鲍珩森 吴超鹏

产品质量不仅关乎企业的生存与发展，也与公众利益密切相关。近年来，随着质量强国战略的深入推进，产品质量日益成为企业树立品牌形象、提升市场竞争力的重要途径。同时，保障产品市场安全稳定对于畅通消费内循环、增进民生福祉也具有重要的现实意义。然而，过去一段时期内，我国企业产品质量违规事件时有发生，不仅使涉事企业品牌资产蒙受损失，也威胁消费者安全，制约经济社会的可持续发展。因此，加强对产品质量违规行为的治理，对于维护市场秩序和推动经济高质量发展具有重要意义。

管理层是企业产品质量安全的关键责任人。然而，作为具有自利动机的有限理性个体，管理者在追求短期经营绩效和维护职业生涯的过程中，可能利用内部信息优势弱化对产品质量的管控，进而增加质量违规风险。公司治理的目标之一是对管理层实施有效激励和约束，确保其充分履行对股东和其他利益相关者的义务。若企业内部治理体系不健全，管理层的质量决策将难以受到有效约束，产品质量违规行为亦无法得到有效遏制。因此，借助外部监督渠道优化公司治理、促使管理层重视产品质量安全，成为抑制企业产品质量违规的重要突破口。现有文献多从政府监管和媒体监督角度探讨

产品质量违规的治理路径，但对其他外部治理机制作用的研究仍较为有限。本文基于资本市场信息中介监督的视角，考察分析师跟踪这一重要的外部治理渠道能否对管理层发挥监督职能，从而减少公司的产品质量违规行为。

关于分析师跟踪对企业产品质量违规的影响，理论上存在两个对立观点。一方面，分析师可以充当企业产品质量违规的有效监督力量。首先，分析师具有监督产品质量违规的动机。分析师的核心职责在于提供财务分析和投资建议，通过关注公司产品质量状况，能够帮助投资者预判潜在风险并调整投资策略。其次，分析师具备监督公司产品质量违规的能力。现代分析师拥有跨领域的专业背景，凭借其深厚的知识储备和卓越的信息挖掘能力，能够对公司多方面的信息进行整合分析，及时识别产品质量违规风险。此外，实地调研为分析师监督公司产品质量违规提供了重要渠道。依托于实地问询与沟通，分析师不仅可以向管理层表达对公司产品质量的关注，直接影响其质量决策；其调研活动还能改善公司信息环境，降低利益相关者获取、评估公司产品质量信息的成本，对管理层的质量决策形成更广泛的社会监督。另一方面，分析师跟踪也可能通过对管理层施加业绩压力，对企业产品质量产生不利影响。分析师发布的盈余预测可能会强化管理层对短期业绩目标的关注，加剧其短视主义。为实现或超越分析师设定的盈余预测目标，管理层倾向于弱化在产品质量方面的投资和管控力度，导致企业产品质量违规增加。

为考察分析师跟踪对企业产品质量违规的影响，本文以 2002 - 2024 年我国 3213 家 A 股制造业上市公司为研究样本，从实施概率和频次两方面构建产品质量违规变量展开实证研究。研究发现：（1）分析师跟踪人数较多的公司产品质量违规的概率和频次显著较低，验证了分析师跟踪对企业产品质量违规的监督效应。（2）机制检验结果表明，分析师通过在实地调研中问询产品质量信息，促使管理层改善产品质量管理实践，从而抑制产品质量违规。（3）分组

分析结果表明，当分析师具有行业专长、拥有较高声誉或与公司地理距离较近时，分析师跟踪对管理层的外部监督作用更强，对产品质量违规的抑制效应也更为显著。

本文的边际贡献如下：第一，拓展了分析师跟踪对企业社会责任影响领域的相关研究。已有文献揭示了分析师跟踪对企业社会责任的双重效应，但尚无研究基于中国情境考察分析师跟踪对企业产品质量违规的影响。本文揭示了分析师跟踪对企业产品质量违规的抑制作用及其内在机理，有助于学界加深对中国分析师如何影响企业产品质量合规性的理解，丰富了分析师跟踪与企业社会责任领域的文献。第二，补充了企业社会责任违规行为领域的相关研究。现有研究聚焦于工作场所安全违规、环境污染排放、产品质量违规等社会责任违规行为，并考察了约束这些违规的宏观和微观因素。本文从分析师跟踪的角度探讨公司产品质量违规的影响因素，在理论上深化了企业社会责任违规领域的研究。

本文针对企业产品质量违规行为的治理提出以下政策建议：第一，充分发挥分析师作为资本市场信息中介的监督功能。应重视分析师在挖掘企业非财务信息、识别产品质量风险方面的独特作用，通过引导其关注企业产品质量表现，使分析师群体成为推动企业合规经营的重要外部监督力量。第二，推动实地调研中质量问询的制度化与规范化。鼓励分析师在实地调研中加强对产品质量的关注，将调研获取的质量信息有效传递至资本市场，借助市场约束机制督促管理层将外部监督内化为提升产品质量的自觉行动。第三，构建差异化的分析师激励机制，发挥行业专长与声誉资本的治理效能。重视分析师对特定行业的深度理解与持续跟踪，鼓励形成长期稳定的行业深耕风格。同时，探索构建更为多元的分析师声誉评价体系，引导分析师关注企业可持续发展，更好发挥资本市场服务实体经济的积极作用。

《分析师跟踪对企业产品质量违规的影响研究》附录

附录 1 产品质量违规分布情况

本文一共收集到 4534 起有关产品被抽检不合格的事件，涉及 919 家样本公司（约占 A 股制造业上市公司总数的 28.60%）。附表 1 展示了在 2002-2024 年间发生过产品质量违规的公司及违规数目在年度和行业上的分布情况。由 A 栏可知，公司实施产品质量违规最为频繁的年份是 2014 年，违规公司的数目达 249 家，违规事件达 390 起。随后，违规公司和事件数目总体呈下降趋势，这可能与我国一系列产品质量法律法规的出台和修订、先进质量管理标准的引入和实施、信息技术进步、创新研发水平提升、社交媒体发展有关。B 栏显示，各行业违规公司数目占比从 9.46%到 70.45%不等。

附表 1 产品质量违规样本的年份和行业分布统计

A 栏：年份分布情况				
年份	违规公司数目	违规公司数目占比	违规事件数目	违规事件数目占比
2002	23	4.52%	25	0.55%
2003	42	7.66%	49	1.08%
2004	50	8.43%	62	1.37%
2005	56	8.68%	75	1.65%
2006	86	13.31%	122	2.69%
2007	91	13.15%	135	2.98%
2008	127	16.60%	184	4.06%
2009	129	16.04%	186	4.10%
2010	155	17.22%	231	5.09%
2011	197	17.03%	284	6.26%
2012	224	17.05%	343	7.57%
2013	228	16.30%	364	8.03%
2014	249	17.32%	390	8.60%
2015	238	15.54%	348	7.68%
2016	229	13.80%	333	7.34%
2017	203	10.86%	264	5.82%
2018	194	9.07%	240	5.29%
2019	153	6.95%	192	4.23%
2020	118	5.06%	155	3.42%
2021	139	5.35%	185	4.08%
2022	120	4.09%	168	3.71%
2023	85	2.70%	115	2.54%
2024	72	2.30%	84	1.85%
合计	-	-	4534	100%

B 栏：行业分布情况			
行业	违规公司数目	行业内公司数目	违规公司数目占比
农副食品加工业	28	61	45.90%
食品制造业	34	73	46.58%
酒、饮料和精制茶制造业	31	50	62.00%
纺织业	16	49	32.65%
纺织服装、服饰业	31	44	70.45%
皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业	5	12	41.67%
木材加工及木、竹、藤、棕、草制品业	6	9	66.67%
家具制造业	17	30	56.67%
造纸及纸制品业	13	38	34.21%
印刷和记录媒介复制业	4	13	30.77%
文教、工美、体育和娱乐用品制造业	12	25	48.00%
石油加工、炼焦及核燃料加工业	6	16	37.50%
化学原料及化学制品制造业	69	324	21.30%
医药制造业	121	301	40.20%
化学纤维制造业	3	31	9.68%
橡胶和塑料制品业	24	111	21.62%
非金属矿物制品业	39	108	36.11%
黑色金属冶炼及压延加工业	19	32	59.38%

有色金属冶炼及压延加工业	18	81	22.22%
金属制品业	22	91	24.18%
通用设备制造业	32	182	17.58%
专用设备制造业	58	345	16.81%
汽车制造业	53	162	32.72%
铁路、船舶、航空航天和其它运输设备制造业	21	76	27.63%
电气机械及器材制造业	127	306	41.50%
计算机、通信和其他电子设备制造业	94	538	17.47%
仪器仪表制造业	7	74	9.46%
其他制造业	7	19	36.84%
废弃资源综合利用业	2	12	16.67%
合计	919	3213	28.60%

附录 2 变量定义

附表 2 变量定义

变量名称	变量符号	变量定义
A 栏：因变量和自变量		
产品质量违规哑变量	<i>Violation</i>	公司在某一年生产的产品是否被政府监管部门抽检不合格
产品质量违规频次变量	<i>No. of Violation</i>	公司在某一年生产的被政府监管部门抽检不合格的产品批次数目
分析师跟踪	$\ln(1+Analysts)$	跟踪一家上市公司的分析师人数加 1 的自然对数
B 栏：控制变量		
股权性质	<i>SOE</i>	国有企业取值为 1，否则为 0
公司规模	$\ln(Total\ assets)$	公司资产总额的自然对数
资产负债率	<i>Leverage</i>	公司总负债占总资产的比率
资产收益率	<i>ROA</i>	公司净利润占总资产的比率
机构投资者持股比例	<i>Inst</i>	机构投资者持有的股份占该公司总股份的比率
第一大股东持股比例	<i>First</i>	公司第一大股东持股比例
营业收入增长率	<i>Sales growth</i>	公司的总营业收入增长率
公司年龄	<i>Firm age</i>	公司的上市年限的自然对数
董事会规模	$\ln(Bdsize)$	公司的董事会人数的自然对数
独立董事比例	<i>Indepr</i>	公司的独立董事数目占董事会人数的比例
媒体关注度	$\ln(1+Media\ reports)$	与公司有关的新闻报道数量加 1 的自然对数
产品被抽检次数	$\ln(1+Inspections)$	公司产品被监管部门抽检的次数加 1 取自然对数
产品监管力度	$\ln(Regulations)$	公司所在省份有关产品质量监管的法律、法规和规章总数目的自然对数
公司固定效应	<i>Firm</i>	公司虚拟变量
年度固定效应	<i>Year</i>	年度虚拟变量

附录 3 双重差分模型：处理组公司与控制组公司匹配后的控制变量差异

附表 3 处理组公司与控制组公司匹配后的控制变量差异

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	处理组均值 (N=315)	控制组均值 (N=315)	处理组-控制组	组间差异t统计量
<i>SOE</i>	0.2571	0.2762	-0.0190	-0.5398
$\ln(Total\ assets)$	21.8025	21.8756	-0.0730	-0.8362
<i>Leverage</i>	0.3808	0.3824	-0.0017	-0.1093
<i>ROA</i>	0.0596	0.0562	0.0034	0.8973
<i>Inst</i>	0.4426	0.4420	0.0005	0.0254
<i>First</i>	0.3668	0.3629	0.0039	0.3257
<i>Sales growth</i>	0.1913	0.1801	0.0112	0.4805
$\ln(Firm\ age)$	1.9040	1.9434	-0.0394	-0.7299

$\text{Ln}(Bdsize)$	2.1323	2.1442	-0.0118	-0.7448
$Indepr$	0.3728	0.3680	0.0049	1.0652
$\text{Ln}(1+Media\ reports)$	3.8454	3.9136	-0.0682	-0.9700
$\text{Ln}(1+Inspections)$	1.3528	1.4229	-0.0701	-0.7680
$\text{Ln}(Regulations)$	4.5733	4.5733	0.0000	0.0000

附录 4 稳健性检验

为验证基准结果的稳健性，进行以下稳健性检验。

(一) 采用 Bivariate probit 模型回归

由于我们仅能观测到被监管部门稽查的企业产品质量违规，一部分在样本期内已经实施但尚未被抽检发现的违规仍可能会干扰本文结论。为解决这一问题，本文采用 Poirier (1980) 提出的专门用于解决样本部分可观测问题的 Bivariate probit 模型重新估计本文的基准结果。由于企业实施违规的概率和违规被稽查的概率共同决定了最终被观察到的企业违规行为的概率，因此我们将基准回归模型中的企业产品质量违规变量 *Violation* 分解为以下两个潜变量：(1) 企业实施违规的概率 *Commit*；(2) 在违规既成事实时，违规行为被稽查的可能性 *Detect*。

Bivariate probit 模型要求区分不同的控制变量来分别解释公司违规的概率和违规被稽查的可能性 (Poirier, 1980)。具体而言，对于公司实施产品质量违规的概率 *Commit*，利用与基准回归模型相同的一组控制变量来解释。对于公司实施违规被稽查的概率 *Detect*，本文首先控制了公司的股权性质 (*SOE*)、公司规模 ($\text{Ln}(Total\ assets)$)、媒体关注度 ($\text{Ln}(1+Media\ reports)$)、产品抽检次数 ($\text{Ln}(1+Inspections)$) 和公司所在地区的产品质量监管力度 ($\text{Ln}(Regulations)$)。其次，由于当地的执法力度可能会影响产品质量违规的稽查效果，本文进一步控制了企业所在省份的法治环境指数 (*Enforcement*)，指数来自王小鲁、樊纲、李爱莉等编制的《中国分省份市场化指数报告 (2024)》。第三，社会信任水平越高的地区，内部规范程度越高，当地公众对产品质量违规的监督力度也会越大，进而导致违规更容易被稽查出来。因此，本文进一步控制了当地的社会信任水平 (*Social trust*)，这一指标用企业所在省份的人均献血率来表示 (Ang et al., 2015)。该指标根据各省份采集的自愿献血者献血的数量 (毫升) 除以 2000 年该省份的人口数量计算得到。由于中国采供血机构只公布了 2000 年的献血率数据，我们在计算该指标时只采用这一年的数据。此外，中国采供血机构并未公布西藏的献血率数据，因此我们在该回归中获得了 34847 个公司-年份观测值。第四，由于来自产品质量违规发生频率较高地区的公司更有可能成为监管部门的稽查目标，本文在模型中控制了各省份的违规公司密度 (*Provincial violation intensity*)，该指标用各省份的违规公司数目占该省份制造业上市公司总数目的比重来表示。最后，由于 probit 模型无法控制个体固定效应，且社会信任水平 (*Social trust*) 是一个不随时间变化的省际变量，因此本文在 Bivariate probit 模型中仅加入年份和行业固定效应。

附表 4 的 A 栏展示了 Bivariate probit 模型的回归结果。列 (1) 中 $\text{Ln}(1+Analysts)$ 的估计系数显著为负，表明在违规被稽查概率相同的情况下，分析师跟踪数越多的公司实施产品质量违规的概率显著更低。列 (2) 中 $\text{Ln}(1+Analysts)$ 的估计系数在统计上并不显著，表明分析师跟踪人数的差异并不会对公司产品质量违规的被稽查概率产生影响。因此，Bivariate probit 模型的回归结果排除了尚未被稽查的产品质量违规对本文结论的影响。

(二) 进一步控制行业×年份、省份×年份固定效应和其他潜在影响因素

考虑到公司总部所在地区的时变特征，以及所在行业的产品安全监管力度等因素，都可能对公司的产品质量违规产生影响，遗漏这些因素可能会导致本文估计结果产生偏差。因此，本文进一步在模型 (1) 中加入省份-年份固定效应 (*Province×Year FE*) 和行业-年份固定效应 (*Industry×Year FE*)，以控制随时间变化的行业 and 省份政策因素对结果的影响。此外，考虑到企业的市场地位、创新水平、工作场所安全、供应链特征、政治资本和外部监管强度也会对其产品质量管控产生影响，本文还在模型 (1) 中控制了公司的勒纳指数 (*Lerner index*)、发明专利数量 (*Innovation*)、安全生产状况 (*Workplace safety*)、供应链集中度 (*Supply chain density*)、政治关联 (*Connection*)、以及公司与产品质量监管部门的地理距离 (*Distance*)。具体而言，市场地位较高的公司可能出于品牌声誉考量而倾向于较少实施产品质量违规，但

同时由于它们通常在行业中占据主导地位，受制于较少的竞争压力和监管约束，因而也更可能实施产品质量违规；企业的创新活动往往伴随着生产工艺的改进和生产技术的更新，有利于企业改善产品质量（Chen et al., 2024）；分析师跟踪可能会促使公司提高工作场所的安全，从而通过提高员工的工作积极性来改善产品质量（Li et al., 2024）；较高的供应链集中度一方面能够提升供应链的协同效率，另一方面也会削弱公司的产品质量控制自主性（Kini et al., 2013）；政治关联可能会促使公司更加配合政府政策进而减少产品质量违规行为，但也可能降低公司的违规成本，进而导致更多的违规行为（许年行等，2013）；公司与监管部门的地理邻近性既可能有助于监管部门监督公司行为，也可能便利公司开展寻租活动以降低外部监管强度（张敏等，2018）。其中，表征市场地位的勒纳指数（*Lerner index*）根据“（营业收入-营业成本-销售费用-管理费用）/营业收入”计算；企业创新水平（*Innovation*）利用公司申请且最终被授权的发明专利数量度量，该数据收集自国家知识产权局；企业工作场所安全状况（*Workplace safety*）利用公司是否发生了工作场所安全事故来度量，该数据通过我国安全生产监督管理局（2018年重组为应急管理部）的官方网站、百度和谷歌搜索获取；供应链集中度（*Supply chain density*）根据“（公司向前5名供应商采购比例+公司向前5名客户销售比例）/2”计算；政治关联（*Connection*）利用公司董事长或CEO是否曾担任官员、人大代表或政协委员来度量，该数据通过公司年报整理；公司与监管部门的地理距离（*Distance*）利用公司总部与各产品质量监管部门之间的最短地理距离的自然对数值来度量，各产品质量监管部门的地理位置根据百度搜索获取。

附表4中B栏的结果显示，在控制了随时间变化的省份和行业固定效应以及其他可能的影响因素后，分析师跟踪对公司产品质量违规的抑制效应仍然成立。

（三）替换因变量和自变量

本文通过替换因变量和自变量来验证结论的稳健性：首先，将因变量替换为公司的产品被抽检不合格概率与行业平均抽检不合格概率之差（*Violation_diff*）；其次，采用分析师发布的研究报告数目的月度平均值加1的自然对数（ $\ln(1+Reports/12)$ ）作为分析师跟踪的替代指标。附表4中C栏报告的结果显示，本文研究结论稳健。

附表4 稳健性检验

A栏：采用Bivariate probit模型估计结果		
因变量	(1)	(2)
	<i>Commit</i>	<i>Detect</i>
$\ln(1+Analysts)$	-0.0379*	0.0063
	(-1.8815)	(0.2226)
控制变量	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes
样本量	34847	34847
Prob>Chi ²	0.000	0.000
Log likelihood	-8335.8	-8335.8
B栏：加入行业×年份和省份×年份固定效应和其他潜在影响因素		
因变量	(1)	(2)
	<i>Violation</i>	<i>No. of Violation</i>
$\ln(1+Analysts)$	-0.0086***	-0.0114***
	(-3.6873)	(-3.1117)
<i>Lerner index</i>	0.1657**	0.1906
	(2.1376)	(1.6085)
<i>Innovation</i>	-0.0014	-0.0025
	(-0.6335)	(-0.6678)
<i>Workplace safety</i>	0.0382	0.0121
	(1.0617)	(0.3179)
<i>Supply chain density</i>	-0.0317	-0.0774**
	(-1.4146)	(-2.5039)
<i>Connection</i>	0.0308***	0.0440***
	(4.0810)	(4.0221)
<i>Distance</i>	-0.0211	-0.0073
	(-0.8950)	(-0.1622)
控制变量	Yes	Yes

行业×年份固定效应	Yes	Yes	Yes
省份×年份固定效应	Yes	Yes	Yes
公司固定效应	Yes	Yes	Yes
样本量	34233	34233	34233
<i>Adj. R</i> ²	0.2772	0.3313	0.3313
C栏：替换产品质量违规和分析师跟踪的度量方式			
	(1)	(2)	(3)
因变量	<i>Violation_diff</i>	<i>Violation</i>	<i>No. of Violation</i>
Ln(1+ <i>Analysts</i>)	-0.0008*** (-3.8297)		
Ln(1+ <i>Reports/12</i>)		-0.0112** (-2.1544)	-0.0184* (-1.9465)
控制变量	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
公司固定效应	Yes	Yes	Yes
样本量	34960	34960	34960
<i>Adj. R</i> ²	0.0826	0.2657	0.3136

注：A 栏的标准误在公司层面进行聚类调整，B 栏和 C 栏的标准误在公司和年份层面进行双重聚类调整，括号内报告的是相应的 *t* 统计量。***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著。

参考文献

- [1] 许年行、江轩宇、伊志宏和袁清波，2013，《政治关联影响投资者法律保护的执法效率吗？》，《经济学(季刊)》第 2 期，第 373~406 页。
- [2] 张敏、刘耀淞、王欣和何萱，2018，《企业与税务局为邻：便利避税还是便利征税？》，《管理世界》第 5 期，第 150~164 页。
- [3] Ang, J. S., Y. Cheng and C. Wu, 2015, “Trust, Investment, and Business Contracting”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 50(3), pp. 569~595.
- [4] Chen, X., X. Li and W. Shi, 2024, “Does Digital Innovation Improve Product Quality: Evidence from Automobile Recalls in China”, *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, pp. 11390~11406.
- [5] Kini, O., J. Shenoy and V. Subramaniam, 2013, “On the Determinants, Financial and Operating Consequences, and the Product Market Effects of Product Recalls”, SSRN Working Paper.
- [6] Li, Y., Y. Lin, X. Wang and S. Yang, 2024, “Wall Street and Product Quality: The Duality of Analysts”, *Accounting Review*, 99(5), pp. 387~420.
- [7] Poirier, D. J., 1980, “Partial Observability in Bivariate Probit Models”, *Journal of Econometrics*, 12(2), pp. 209~217.