

第三方平台线上销售数据，有助于抑制股价崩盘风险吗？*

陈宁 朱振梅 方军雄

内容提要: 商业和社会的广泛深度数字化所带来的另类数据快速增加及其经济效应愈来愈引起了研究者的关注。本文从股价崩盘风险的角度系统检验了中国市场独特的另类数据——第三方平台线上销售数据的治理效应。基于 WIND 资讯 2018 年首次发布相关公司线上销售数据的双重差分法检验发现，存在线上销售数据公司的股价崩盘风险在 2018 年以后下降幅度更大，上述结果在采用诸如 PSM-DID 方法，Heckman 两阶段模型等稳健检验后依然存在。分组研究发现，线上销售数据的治理效应主要体现在外部治理机制较弱的情形以及在高管控制权更大的公司和利益兼容较低的公司。随后所做的渠道检验发现，线上销售数据的发布和传播会通过吸引证券分析师跟踪和改善内部信息披露质量两个渠道发挥作用。最后我们还发现，随着线上销售数据的发布和传播，理性的投资者对此做出了积极的反应。

关键词: 另类数据；线上销售；股价崩盘风险

Study the Effect of Online Sale Data from Third-party Platform on Stock Price Crash Risk

Abstract: With the extensive and deep digitization of business and society, the rapid increase of alternative data and its economic effects have attracted increasing attention from researchers. Focusing on stock price crash risk, this paper systematically tests the governance effect of online sales data from the third-party platform, a unique alternative data in Chinese market. Utilizing the first release of online sales data by WIND in 2018 as an exogenous shock, we employ the difference-in-difference model and empirically demonstrate that the stock price crash risk of companies with online sales data decreases more significantly after 2018. The results are robust under PSM-DID model, Heckman Two-stage model and some other robustness tests. In the heterogeneity analysis, our main finding is more pronounced in firms with weak external governance, strong managerial power and low incentive compatibility. The subsequent channel analyses show that the release and dissemination of online sales data manifest its governance effect through attracting analysts' following and improving internal information disclosure quality. Finally, we also find that rational investors, indeed, react positively to the decreasing crash risk following the online sales data release.

Key Words: Alternative Data; Online Sale; Stock Price Crash Risk

*陈宁，复旦大学管理学院，博士生。朱振梅，复旦大学管理学院，副教授。方军雄，浙江财经大学会计学院，教授。本文是国家自然科学基金“制度变迁、股价崩盘经济后果与修复策略研究”（项目批准号：71872048）的阶段成果。

第三方平台线上销售数据，有助于抑制股价崩盘风险吗？

内容提要：商业和社会的广泛深度数字化所带来的另类数据快速增加及其经济效应愈来愈引起了研究者的关注。本文从股价崩盘风险的角度系统检验了中国市场独特的另类数据——第三方平台线上销售数据的治理效应。基于 WIND 资讯 2018 年首次发布相关公司线上销售数据的双重差分法检验发现，存在线上销售数据公司的股价崩盘风险在 2018 年以后下降幅度更大，上述结果在采用诸如 PSM-DID 方法，Heckman 两阶段模型等稳健检验后依然存在。分组研究发现，线上销售数据的治理效应主要体现在外部治理机制较弱的情形以及在高管控制权更大的公司和利益兼容较低的公司。随后所做的渠道检验发现，线上销售数据的发布和传播会通过吸引证券分析师跟踪和改善内部信息披露质量两个渠道发挥作用。最后我们还发现，随着线上销售数据的发布和传播，理性的投资者对此做出了积极的反应。

关键词：另类数据；线上销售；股价崩盘风险

一、引言

本文研究的是第三方平台线上销售数据的发布和传播是否会改善信息环境，进而对公司产生治理效应，具体的，我们考察其对股价崩盘风险的抑制作用。股价崩盘不仅直接导致投资者财富的大幅毁损，更为重要的是，它会损害投资者对资本市场的信心，进而影响到实体经济的健康发展。随着资本市场股价崩盘事件迭出，股价崩盘风险日益受到监管当局和学者的热切关注（Jin 和 Myers, 2006; Kim et al, 2011a; 许年行等, 2012; 褚剑和方军雄, 2016）。管理层隐藏坏消息的机会主义行为被认为是导致股价崩盘的重要原因（Jin 和 Myers, 2006; Hutton et al, 2009），因此，各种有助于抑制管理层机会主义行为的机制和措施自然成为缓释股价崩盘风险的有效对策。研究相继发现，机构投资者的监督（An 和 Zhang, 2013）、卖空交易者的制约（Callen 和 Fang, 2015b）、具有行业专长审计师的监督（Robin 和 Zhang, 2015）、强力的税收征管（江轩宇, 2013），以及媒体的跟踪报道（罗进辉和杜兴强, 2014），都会显著降低股价崩盘风险。与上述文献不同，我们关注的是公司在诸如天猫、京东等独立第三方平台上销售数据的公开和传播对股价崩盘风险的抑制作用。

第三方平台上的销售数据属于目前关注热度极高的另类数据（alternative data）中的一种，另类数据主要源自于互联网技术和数字技术在商业领域、社会领域的广泛深度运用，如较为宏观的卫星数据和污染数据、与企业直接相关的投资者互动数据（美国的 Twitter 网站和中国的东方财富股吧）、消费者互动数据、雇员互动数据（美国的 Glassdoor 网站）等。相比传统财务信息，另类数据具有发布及时、颗粒度细、非结构化程度高的特点（Zhu, 2019），以及信息来源多样、信息之间互动性强、信息传播范围广和强度大的特征（Jia et al., 2020），极大程度上改变了信息的生产、传播和使用方式，能弱化公司内部人对信息的把控程度（Miller&Skinner, 2015），明显缓解公司内部人与外部人之间的信息不对称（Blankespoor et al., 2013; Chen et al., 2014）。已有研究证实，另类数据具有明显的信息含量。Twitter 上投资者发布和讨论的内容能够提前预测未来的盈余变化和股价市场反应（Bartov et al., 2018），

卫星数据和线上交易数据发布会显著提升股价的信息含量,进而改善公司的投资效率(Zhu, 2019)。另类数据的发布与传播还能对管理层产生强力的治理效应。投资者在股吧中发布和传播的负面意见能迫使管理层撤销价值毁损型的并购决策(Ang et al., 2021),员工在Glassdoor网站上的抱怨会促使公司相关管理层随后做出改善劳资关系的调整(Dube&Zhu, 2021)。但由于不同国家数字化发展策略的差异以及相关数据可得性的限制,国外另类数据的研究主要集中于卫星数据、投资者互动数据(Twitter)、专业投资者互动数据(SAplatform)、雇员互动数据(Glassdoor)和消费者投诉数据等,少有文献能涉及线上销售数据,仅有的研究也存在数据量小和信息不丰富的不足(Zhu, 2019; 廖理等, 2021)。与其他另类数据不同,独立第三方平台上的线上销售数据与企业销售直接挂钩,且具有可靠性高、与企业价值密切、便于使用者理解和处理的特点(廖理等, 2021)。此前相关研究的匮乏与不足及线上销售数据本身的独特性质,使得其他另类数据的研究结论能否适用于独立第三方平台线上销售数据依然是一个有待实证检验的问题。

此外,中国线上销售的快速发展及其在商业、社会中愈来愈深远的影响,更加凸显了研究其经济后果的必要性和重要性。截至2021年6月,中国网民数量达到10.11亿,互联网普及率为71.6%,网络购物用户规模达8.12亿,占网民整体的80.3%^①。自2013年起,中国的网络零售市场规模已经连续八年稳居全球第一,2020年中国实物商品网上零售高达9.76万亿元,占社会消费品零售总额的24.9%^②。在全球十大电商公司中,中国企业占据四席,阿里巴巴位列全球第一。开展线上销售的企业也不断增加,截至2019年上半年,7家主要电商平台店铺数量为1853万家,部分企业的线上销售比重甚至超过了线下销售额的占比(廖理等, 2021)。上述趋势自2020年以来,更是受新冠疫情影响而进一步加快和深化。然而这些能直接反映居民消费、企业营收、社会经济情况的线上销售数据却因体量巨大、更新实时、分布极散,而难以系统性地被提取、整合和分析,也就限制了业界和学界人士对其进一步解读和传播的可能。可喜的是,专业数据服务商的介入为实证研究这一另类数据的价值提供了必要的支持条件。2018年12月WIND资讯首次在其数据库中发布了爬取自天猫和京东等电商平台的线上销售数据,廖理等(2021)利用该数据研究了线上销售数据的信息含量问题,发现线上销售数据具有预测公司未预期收入和市场超额反应的信息传递价值。我们研究的则是独立第三方平台线上销售数据的发布和传播,是否会对管理者机会主义行为产生治理效应,最终降低股价崩盘风险,这可以与廖理等(2021)的研究相互补充。

为了识别线上销售数据对股价崩盘风险的治理效应,我们以WIND资讯2018年首次发布相关公司线上销售数据为契机采用双重差分法进行检验,具体的,我们将2018年有线上销售数据的公司作为实验组,其他公司作为控制组,同时控制影响股价崩盘风险的各种变量和行业哑变量,然后考察两组公司股价崩盘风险在2018年以后的差异变化。结果表明,相

^① 2021年8月27日,中国互联网络信息中心(CNNIC)在北京发布第48次《中国互联网络发展状况统计报告》。

^② 2021年2月3日,中国互联网络信息中心(CNNIC)在北京发布第47次《中国互联网络发展状况统计报告》。

比于控制组公司，2018 年以后被发布独立第三方平台线上销售数据的公司其股价崩盘风险显著变低。上述发现可能受到遗漏变量和自选择等内生性问题的影响，为此，我们采用 PSM-DID、Heckman 两阶段模型、数据发布前回归检验、安慰剂测试、平行趋势检验和剔除不存在线上销售数据的行业等方式进行稳健性检验。其中，平行趋势检验不仅显示 2018 年之前实验组公司和控制组公司不存在明显差异，还发现线上销售数据的治理效应主要体现在发布后的第二年，这表明在市场对线上销售数据的分析、理解和传播以至最后产生市场反应的过程中，存在学习效应。分组研究发现，线上渠道在公司销售中的重要性对上述治理效应并无显著影响，但线上销售数据的治理效应主要集中于外部治理机制较弱的情形：机构投资者持股较少的公司，线上销售数据的治理效应越强，这表明线上销售数据与其他治理机制存在替代关系；线上销售数据的治理效应还集中于高管控制权更大的公司和利益兼容较低的公司；董事长与总经理两职合一的公司和高管持股比例较低的公司，线上销售数据的治理效应越强。

随后我们所做的路径分析发现，线上销售数据的发布和传播会显著降低信息搜集成本并提高公司的知名度，由此吸引更多的证券分析师跟踪，而分析师跟踪会明显提升公司的信息环境(Liu, 2011)，同时分析师的关注也会对管理层形成强有力的外在监督(Chenet al., 2015)，最终缓释股价崩盘风险。同时，线上销售数据的发布和传播削弱了内部人的信息优势地位，限制其采取机会主义行为的空间，显著改善了公司内部的会计信息披露质量，继而缓解股价崩盘风险。不过在对投资效率的检验中，我们没有发现线上销售数据能通过这一路径产生显著影响。这表明线上销售数据的治理效应主要是通过改善企业内外部信息环境的渠道产生作用。最后，我们还就线上销售数据对投资者的影响作出了进一步检验。股价崩盘风险意味着未来股价大幅下跌的可能，这会极大损害投资者财富，理性的投资者自然会要求更高的溢价作为风险补偿（杨棉之等，2015；吴育辉等，2018）。我们预期，随着线上销售数据的发布和传播，公司的股价崩盘风险随之下降，理性的投资者会对此做出积极反应，具体的，股票的估值会更高，股权和债务融资成本也会有所下降。上述预测得到了本文实证证据的支持。

我们的研究在多个研究领域中都有增量贡献。首先，另类数据对资本市场的影响已然成为公司财务和会计研究日渐勃兴的领域（Miller&Skinner，2015）。诸如投资者互动、雇员抱怨、消费交易等大数据都具有显著的信息价值（Bartvo et al., 2018），并能对管理层的人事政策和投资决策产生实质性的影响（Dube&Zhu，2021；Zhu，2019）。我们的研究发现，高非结构化程度的线上销售数据同样具有明显的治理效应，能够显著缓解股价崩盘风险。其次，我们的研究也与更广泛的信息披露治理效应的文献相关（Armstrong et al., 2010）。公司实施的自愿披露、强制披露，以及媒体的跟踪报道所带来的信息环境改善有助于诸如证券分析师等专业人士的介入，进而改善公司治理（Bushee&Miller，2012；Lang&Stice-Lawrence，2015；De George et al., 2016）。我们的研究表明，来自于独立第三方平台的线上销售数据也同样具有改善信息环境的作用，会通过吸引证券分析师的跟踪以及促使管理层更好地信息披露，最终发挥治理作用。最后，我们的研究也对中国资本市场兴起的大数据经济后果研究

具有补充作用（Ang et al., 2021；廖理，2021）。已有研究考察了投资者互动数据对企业盈余管理、价值毁损型并购等机会主义行为的抑制作用（孙鲲鹏等，2020；Ang et al., 2021），而廖理等（2021）则研究线上销售数据对会计盈余和市场反应的预测价值。本文则从股价崩盘风险的角度发现，线上销售数据的发布能够有效改善信息环境，降低股价崩盘风险。

二、文献回顾、理论分析与研究假说

（一）信息环境与股价崩盘风险

鉴于股价崩盘的严重后果及其频发的态势，对股价崩盘风险动因的探寻也就成了学术界、监管层和社会公众的关注焦点（Chen et al., 2001）。自 Jin&Myers（2006）与 Kothari et al.（2009）的开创性论文发表以来，财务与会计研究领域逐渐接受管理层隐藏坏消息的动因假说。按照该假说，管理层有动机和能力隐藏坏消息，此时不知情的投资者无法及时对这些坏消息作出反应。随着时间的推移，坏消息在公司内部累积到一定程度而突然全部释放到市场，这会对公司股价造成极大的负面冲击并最终导致崩盘。随后的实证研究开始沿着管理层隐藏坏消息的动机和能力两个方面展开。

管理层出于自身利益最大化的目的有动机隐藏坏消息，并随个人特征不同而产生差异。男性和过度自信的管理者因风险规避不足和对投资项目的乐观估计而使企业陷入过度投资等不秒处境，使得出现业绩不佳坏消息的可能性更高（Kim et al., 2001b；Li&Zeng, 2019；江轩宇和许年行，2015）。期权激励-股价敏感性高、在职消费多的管理层为了攫取更多个人利益有遮掩坏消息的直接动机（Kim et al., 2011a；Xu et al., 2014）。同时，管理层隐藏坏消息的能力又受到公司内部机制的影响，内部控制缺陷（Lobo et al., 2020）和大股东掏空行为（Boubaker et al., 2014）都会恶化股价崩盘风险。税收规避等需要复杂交易作为遮掩的企业行为则为管理层隐藏负面信息同时提供了动机和空间（Kim et al., 2011b）。部分文献则开始考察制度环境对管理层隐藏坏消息的动机和能力的影响。王化成等（2014）发现地区投资者保护通过降低公司正向盈余管理程度，对未来股价崩盘风险起到抑制作用；褚剑和方军雄（2016）发现我国融资融券制度的推出恶化了股价崩盘风险；而 Callen&Fang（2015a）研究认为公司所在国家的宗教信仰程度越高，管理层越不可能掩盖坏消息，股价崩盘风险越低。Piotroski et al.（2015）以中国党代会的召开和省级官员的晋升为政治事件冲击，发现与这些官员有政治联系的公司的事件前崩盘风险下降，而在事件后崩盘风险上升。

按照 Jin&Myers（2006）与 Kothari et al.（2009）的管理层隐藏坏消息动因假说，股价崩盘现象出现的直接原因在于管理层凭借其内部信息优势，非对称地决定是否以及何时向外释放公司消息，且往往出于自利目的而选择延时披露坏消息。在这一假设前提下，公司的信息环境自然就成为影响股价崩盘风险的重要因素。首先在内部信息质量方面，Hutton et al.（2009）、Kim&Zhang（2016）和叶康涛等（2014）的研究发现，公司的会计信息透明度、会计稳健性和内部控制信息披露会对股价崩盘风险产生显著的制约作用。后续的研究认为外部专业机构的存在会显著改善信息环境进而降低股价崩盘风险，如来自机构投资者的监督

(An&Zhang, 2013)、具有行业专长的审计师鉴证 (Robin&Zhang, 2015)、税务部门的强力监管 (江轩宇, 2013) 和新闻媒体的频繁报道 (罗进辉和杜兴强, 2014), 都能显著缓释股价崩盘风险。此外, 公司所处的地区特征也能塑造管理层的信息披露行为, 良好的投资者保护制度通过抑制盈余管理程度、提高信息披露质量, 进而降低股价崩盘风险 (王化成等, 2014)。

可见, 缓解股价崩盘风险的关键在于破除管理层单方面占据信息优势的局面, 通过各类内外部治理举措来限制其隐瞒坏消息的动机、机会和空间。而与以上治理机制不同, 另类数据的公布与传播打破了原有的信息均衡, 不仅为资本市场中注入了新的内容, 还能与已有的信息相互印证, 弱化内部人对信息的把控程度 (Miller&Skinner, 2015)。公司在诸如天猫、京东等独立第三方平台上的销售数据, 与企业经营成果密切相关, 更有可能受到各市场主体尤其是专业参与者的高度关注。由此, 我们考察的是第三方平台上销售数据的公布与传播对股价崩盘风险的抑制作用。

(二) 第三方平台线上销售数据与股价崩盘风险

与传统财务信息不同, 诸如投资者互动、雇员抱怨反馈、消费者投诉和线上销售数据等另类数据具有信息来源多样、发布及时、颗粒度细、非结构化程度高的特点, 一经发布又能与不同信息源和信息方之间产生互动, 进一步扩大了信息传播的广度、强度和深度 (Zhu, 2019; Jia et al., 2020)。这些独特的数据特征极大地改变了信息的生产、传播和使用方式, 不仅在内容上超出了信息发布方的初始荷载, 更是从形式上摆脱了传统媒介的辖制, 提升了相关公司的市场信息总量和质量, 使得公司内部人对信息的把控力大幅消减 (Miller&Skinner, 2015), 最终明显缓解公司内部人和外部人之间的信息不对称程度 (Blankespoor et al., 2013; Chen et al., 2014)。和其他另类数据相比, 独立第三方平台上的线上销售数据又存在多个突出特点。首先其可靠性更高: 与企业自建的电商平台不同, 天猫和京东商城等电商平台大多建立了严格的管理体系并持续进行改进, 管理层对独立第三方平台数据直接干涉甚至造假的难度更大, 保证了该项数据的独立性与客观性; 其次与企业价值相关度更高: 线上销售记录了消费者的真实购买行为, 直接构成企业当期的销售收入, 能反映公司基本面信息进而预测股价表现 (廖理等, 2021), 更能吸引市场参与方的关注; 再次, 对使用者来说更易于理解和处理: 线上销售数据与传统财务报表中的销售收入定义和内涵保持一致, 差异仅在于实现销售的渠道不同, 信息使用者不仅能直观理解, 更是可以直接使用, 降低了信息处理的成本。基于上述独立第三方平台线上销售数据区别于传统财务数据和其他另类数据的特点, 我们预期对其发布和传播将会通过吸引诸如证券分析师等专业人士的跟踪而改善信息环境, 同时驱使管理层更努力得做好内部信息披露, 最终提升整体信息环境, 进而对股价崩盘风险的缓解产生积极效应。此外, 线上销售数据的发布和传播也可能通过改善公司投资决策的途径 (Zhu, 2019), 减少管理层隐藏坏消息的动机, 最终降低股价崩盘风险。

首先, 线上销售数据的发布会吸引更多证券分析师的跟踪。随着商业和社会运行的日趋

数字化,传统财务数据之外的另类数据的价值引起了市场和研究者的关注。大量实证研究表明,这些另类数据具有显著的增量信息,例如,Bartov et al. (2018) 针对 Twitter 上投资者互动的信息发现,投资者意见加总后的情绪能提前预测未来的盈余变化和股价市场反应,且上述信息效应不限于 Twitter 上原创的信息,还延续至公开信息的后继传播过程。廖理等 (2021) 对中国企业电商销售数据的研究也表明,这些电商销售收入能够有效地预测企业的收入增长和股价的市场反应。Huang&Li (2020) 对员工互动数据的研究发现,公司员工在 Glassdoor 上张贴的关于公司前景的言论对未来经营业绩的预测具有价值,尤其是负面的前景言论预测价值更大。作为资本市场重要而专业的信息提供者和传播者,在有限资源的约束和高强度竞争的激励下,证券分析师总会千方百计地搜寻各种有价值的信息 (Brown et al., 2015)。随着数据提取技术的日趋完善和广泛引用,尤其专业数据提供商的出现,这类有价值的另类数据自然会引起他们的关注,并使得证券分析师更愿意跟踪存在另类数据的公司 (Zhu, 2019)。随着证券分析师跟踪人数的增加,信息之间的相互竞争、补充、验证提高了信息的广度和深度 (Merkley et al., 2017),标的公司的信息环境自然随之改善 (Liu, 2011),且证券分析师会对标的公司的管理者实施强有力的监督 (Chen et al., 2015),信息环境的上升和外部监督的加强增加了管理层机会主义行为的成本。

同时,线上销售数据来自独立第三方平台的特点——可靠性与独立性使其能与管理层发布的信息相互印证,削弱了内部人的信息优势地位;公开性与不可操作性则限制了管理层直接干预甚至数据造假的可能,压制了后续盈余操纵的空间。在线上平台正日益成为公司重要销售渠道的情况下,盈余操控空间的压缩自然提升能公司内部的会计信息披露质量 (An&Zhang, 2013)。这样,随着第三方平台线上销售数据的发布和传播所带来的信息环境改善以及外部监督的加强,管理层隐藏坏消息的机会被限制 (Hutton et al., 2009; Kim&Zhang, 2016),股价崩盘风险也自然会随之得到缓解。

最后,线上销售数据还可能通过提升公司投资决策质量的渠道影响股价崩盘风险。线上销售数据的发布有助于信息环境的改善和股价信息含量的提升,继而对企业经营决策产生影响。已有研究表明,投资者在股吧中发布和传播的负面意见导致了管理层发动的价值毁损型并购决策被撤销 (Ang et al., 2021),公司员工在 Glassdoor 网站上的抱怨会促使相关公司管理层为维护公司声誉而随后做出改善劳资关系的调整 (Dube&Zhu, 2021)。另类数据还能提升股价信息含量,综合卫星数据和电商销售数据就能通过提升股价信息含量的途径对公司施加治理作用,进而改善公司的投资效率 (Zhu, 2019)。随着公司因为第三方平台线上销售数据的发布和传播所带来的投资决策效率的提高,企业经营业绩有所改善,管理层也失去了隐藏坏消息的动机,这样,股价崩盘风险自然减少。

综上所述,我们提出如下待检验的假设。

假设: 第三方平台线上销售数据发布后,相比控制组公司,存在线上销售数据的公司其股价崩盘风险更大幅度下降。

当然,线上销售数据的公开也可能不会对公司股价崩盘风险产生影响。与诸如投资者互

动数据、雇员抱怨数据和消费者投诉数据等另类数据不同，WIND 资讯发布的线上销售数据不具有社交媒体（social media）信息来源多样、信息之间互动性强、信息传播范围广和强度大等特征（Jia et al., 2020），而这是社交媒体之所以能发挥信息效应和治理效应的“群众智慧（wisdom of crowds）”之源。此外，虽然 WIND 搜集并发布了线上销售数据，但是证券分析师、投资者是否使用以及多大范围和多大程度使用依然无从知晓，如果分析师并未使用或者使用范围和程度较低，那么它产生的信息效应和治理效应自然也有限（Zhu, 2019）。因此，独立第三方平台线上销售数据的公开与传播能否缓解股价崩盘风险是一个有待实证检验的话题。

三、研究设计

（一）数据来源

本文采用的核心数据来自 WIND 咨询发布的公司“线上销量”数据库，该套另类数据自 2018 年 12 月首次推出，目前已涵盖 2015 至 2021 年的数据区间。WIND 资讯收集了天猫、淘宝、京东、一号店等主流第三方电商平台的线上销售额数据，并依据每个品牌所属的上市公司对线上销售额数据进行月度汇总，进而得到各公司月度线上总销售额。该数据统计的电商平台覆盖了 95% 以上的中国电商市场，涉及超 170 个 A 股公司、近 700 个品牌的电商销售数据，且这些公司线上品牌与线下品牌保持高度一致，品牌重合度超过 90%（廖理等，2021），可见此套电商数据准确度和代表性都较高，本文基于此来研究线上销售数据的治理效应是较为恰当的。

为了识别线上销售数据对股价崩盘风险的治理效应，我们借鉴 Zhu（2019）的研究思路，选取 WIND 资讯 2018 年首次发布相关公司线上销售数据的时间作为事件冲击日，并采用双重差分法进行实证检验。细化到具体公司具体时期的线上销售计算并不是易于实现的过程，各个公司线上销售品牌众多，交易实时更新，数据量巨大且分散于各个电商平台，数据获取的技术壁垒很大程度上制约了信息需求者对该另类数据的使用。而 WIND 资讯作为数据服务商在取得并整理该数据后，使这些另类数据的运用如同常规财务数据一般方便快捷，大大降低了该类数据的信息处理成本。因此，我们可以合理预期 2018 年以后市场使用这些另类数据的可能性会明显上升，信息挖掘的广度和深度也将大为拓展。具体的，我们将 2018 年被发布线上销售数据的公司作为实验组，相应的哑变量 *ONLINE* 取值为 1；其他公司作为控制组，*ONLINE* 取值为 0。本文关注的是 2018 年数据发布前后两组公司股价崩盘风险的差异变化，据此考察第三方平台线上数据的发布和传播对公司股价崩盘风险的影响。

考虑到股价崩盘风险研究模型中自变量需滞后一期以及相应数据的可获得性，我们的样本区间确定为 2016 年至 2020 年。本文还对样本作出如下筛选：（1）剔除金融类公司；（2）剔除 B 股公司；（3）剔除变量缺失值，最终得到 12,659 条样本观测值。本文所有财务数据、股票交易数据、公司治理数据均来自 CSMAR 数据库。为控制极端值的影响，我们对所有连续性变量进行了 1% 和 99% 缩尾处理。为控制潜在的截面相关问题，本文在所有回归中对标

准误进行公司维度的 cluster 处理 (Petersen, 2009)。

(二) 股价崩盘风险的衡量

借鉴已有文献 (Chenet al., 2001; Kim et al., 2011a; 许年行等, 2012; 褚剑和方军雄, 2016), 我们分别采用 *NCSKEW* 和 *DUVOL* 来度量股价崩盘风险, 具体估算过程如下:

首先, 利用股票 *i* 的周收益数据, 根据模型 (1) 计算股票 *i* 经过市场调整后的收益率。

$$r_{i,s} = \alpha + \beta_{1,i} * r_{m,s-2} + \beta_{2,i} * r_{m,s-1} + \beta_{3,i} * r_{m,s} + \beta_{4,i} * r_{m,s+1} + \beta_{5,i} * r_{m,s+2} + \varepsilon_{i,s} \quad (1)$$

其中 $r_{i,s}$ 为每一年度股票 *i* 在第 *s* 周的收益, $r_{m,s}$ 为所有股票在第 *s* 周经流通市值加权的平均收益率。本文在方程 (1) 中加入市场收益的滞后项和超前项, 以调整股票非同步性交易的影响。股票 *i* 第 *s* 周经过市场调整后的收益率 $W_{i,s}$ 为: $W_{i,s} = \ln(1 + \varepsilon_{i,s})$, 其中, $\varepsilon_{i,s}$ 为模型 (1) 中的回归残差。

其次, 构造如下两个股价崩盘风险的度量指标。本文使用的第一个衡量股价崩盘风险的指标是股票 *i* 经过市场调整后周收益率的负偏度 (*NCSKEW*), 计算方法如下。

$$NCSKEW_{i,t} = -[n(n-1)^{3/2} \sum W_{i,s}^3] / [(n-1)(n-2)(\sum W_{i,s}^2)^{3/2}] \quad (2)$$

其中, *n* 为每年股票 *i* 的交易周数。*NCSKEW* 的数值越大, 表示偏态系数负的程度越严重, 股价崩盘风险越大。

本文使用的第二个衡量股价崩盘风险的指标是股价上升和下降阶段波动性的差异 (*DUVOL*)。首先, 根据股票 *i* 经过市场调整后周收益率 ($W_{i,s}$) 是否大于年平均收益将股票收益数据分为上升阶段 (up weeks) 和下降阶段 (down weeks) 两个子样本, 并分别计算两个子样本中股票收益的标准差, 然后使用如下的模型计算 $DUVOL_{i,t}$ 。

$$DUVOL_{i,t} = \ln\{[(n_u-1) \sum_{down} W_{i,s}^2] / [(n_d-1) \sum_{up} W_{i,s}^2]\} \quad (3)$$

其中, n_u (n_d) 为股票 *i* 的周特有收益 $W_{i,s}$ 大于 (小于) 年平均收益 W_i 的周数。*DUVOL* 的数值越大, 代表收益率分布更倾向于左偏, 股价崩盘风险越大。

(三) 研究模型

我们采用如下模型来检验第三方平台线上销售数据发布对股价崩盘风险的影响:

$$CRASHRISK_{i,t} = \alpha + \beta_1 * ONLINE_{i,t-1} + \beta_2 * POST_{i,t-1} + \beta_3 * ONLINE * POST_{i,t-1} + \beta_4 * Controls_{i,t-1} + \sum Industry + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中: 自变量和控制变量为滞后一期项, 被解释变量 *CRASHRISK* 为股价崩盘风险, 分别以估算得到的 *NCSKEW* 和 *DUVOL* 来度量。*POST* 为哑变量, 2018 年及以后取 1, 否则为 0。*ONLINE* 为哑变量, 若公司被发布线上销售数据则取 1, 否则为 0, 其系数反映的是在数据发布之前存在线上销售数据的公司与其他没有线上销售数据公司的股价崩盘风险差异。*ONLINE*POST* 为交乘项, 其系数衡量了存在线上销售数据的公司与数据发布前后崩盘风险的变化相比其他公司崩盘风险前后变化的差异, 如果其回归系数 β_3 显著为负, 则意味着线上销售数据的发布与传播确实能发挥治理效应, 缓解相关公司的股价崩盘风险。

借鉴现有文献 (Kim et al., 2011a, 2011b; 许年行等, 2012), 我们在模型中加入以下控制变量: *LNMV*, 公司规模, 公司总市值的自然对数; *LEV*, 财务杠杆, 总负债与总资产

之比；*BM*，成长性，账面股东权益与市值之比；*ROA*，资产收益率，本年度的经营性净利润与上年度的总资产之比；*PRIVATE*，是否民企，若是则取 1，否则为 0；*OWNERSHIP*，控股股东持股比例；*BH*，交叉上市，若在 B 股 H 股交叉上市则取 1，否则为 0；*BIG*，是否由八大会计师事务所审计，若是则取 1，否则为 0；*AR*，超额回报率，基于周收益率的股票超额回报；*DTURN*，股票换手率的变化，股票本年度的换手率与上年度的换手率之差；*SIGMA*，股票经市场调整后周收益率 *W* 的标准差；*ETR*，实际税率，所得税费用与利润之比；*ABACC*，信息环境透明度，采用修正后的 Jones 模型计算得到可操纵性应计盈余的绝对值。此外，我们在模型中还控制上一期的 *NCSKEW* 或 *DUVOL* 与行业哑变量。

表 1 为变量定义表。

变量类别	变量	变量定义
被解释变量	<i>NCSKEW</i>	经过市场调整后周收益率的负偏度系数
	<i>DUVOL</i>	股价上升和下降阶段波动性的差异
解释变量	<i>ONLINE</i>	哑变量，若该企业存在线上销售数据则取1，否则为0
	<i>POST</i>	哑变量，2018年及之后取1，否则为0
	<i>ONLINE*POST</i>	<i>ONLINE</i> 和 <i>POST</i> 的交乘项
	<i>LNMV</i>	市值取自然对数
	<i>LEV</i>	财务杠杆，总负债/总资产
	<i>BM</i>	成长性，账面价值/市值
	<i>ROA</i>	经营利润/总资产
	<i>PRIVATE</i>	哑变量，若为民营企业则取1，否则为0
	<i>OWNERSHIP</i>	控股股东持股比例
	控制变量	<i>BH</i>
<i>BIG</i>		哑变量，若由八大会计师事务所审计则取1，否则为0
<i>AR</i>		基于周收益率的股票超额回报
<i>DTURN</i>		股票本年度的换手率与上年度的换手率之差
<i>SIGMA</i>		股票经市场调整后周收益率的标准差
<i>ETR</i>		所得税费用/利润
<i>ABACC</i>		基于修正后Jones模型计算的操纵性应计利润绝对值的前三年均值

（四）样本分布和描述性统计

表 2 列示了样本分布和描述性统计结果。可以看到，2018 年在京东商城和天猫商城等独立第三方平台进行线上销售的公司共有 159 家，主要分布于食品饮料、机械设备仪表和纺织服装皮毛等行业。*NCSKEW* 和 *DUVOL* 的均值与标准差分别为-0.204 和-0.139、1.098 和 0.902，与现有的研究基本可比（许年行等，2012；褚剑和方军雄，2016）。*ONLINE* 均值为 0.062，表明样本中有近 6% 的上市公司被公开了第三方平台销售数据，构成了本文的实验组。其他控制变量也与现有文献的结果基本保持一致。在未列示的相关系数表中，因变量 *NCSKEW* 和 *DUVOL* 均与交乘项显著负相关，表明上市公司被公开线上销售数据后，其股价崩盘风险明显降低，符合本文的假设预期。

表 2 描述性统计

Panel A 线上销售公司的行业分布

行业	线上销售公司数	线上销售公司占比	线上销售平均比重
食品、饮料	63	61.17%	8.08%
纺织、服装、皮毛	20	31.75%	46.26%
造纸、印刷	1	5.00%	27.38%
石油、化学、塑胶、塑料	4	1.66%	24.24%
电子	5	2.23%	7.89%
金属、非金属	3	1.57%	27.32%
机械、设备、仪表	22	4.00%	43.57%
医药、生物制品	14	8.81%	46.66%
木材、家具 / 其他制造业	17	43.59%	7.50%
建筑业	1	1.49%	0.04%
信息技术业	1	0.53%	0.00%
批发和零售贸易	3	2.13%	19.15%
房地产业	2	1.74%	1.65%
社会服务业	2	1.74%	80.00%
传播与文化产业	1	1.52%	7.20%
合计	159	11.26%	23.13%

Panel B 描述性统计

变量	均值	标准差	P25	中位数	P75	N
<i>ONLINE</i>	0.062	0.240	0	0	0	12659
<i>POST</i>	0.411	0.492	0	0	1	12659
<i>ONLINE*POST</i>	0.025	0.157	0	0	0	12659
<i>NCSKEW</i>	-0.204	1.098	-0.895	-0.239	0.467	12659
<i>DUVOL</i>	-0.139	0.902	-0.744	-0.191	0.408	12659
<i>LNMV</i>	22.793	0.907	22.157	22.677	23.323	12659
<i>LEV</i>	0.447	0.208	0.283	0.436	0.596	12659
<i>BM</i>	0.474	0.354	0.222	0.379	0.622	12659
<i>ROA</i>	0.049	0.053	0.020	0.044	0.075	12659
<i>PRIVATE</i>	0.637	0.481	0	1	1	12659
<i>OWNERSHIP</i>	0.347	0.151	0.233	0.327	0.449	12659
<i>BH</i>	0.057	0.233	0	0	0	12659
<i>BIG</i>	0.362	0.481	0	0	1	12659
<i>AR</i>	-0.008	0.875	-0.550	-0.111	0.399	12659
<i>DTURN</i>	-0.038	0.771	-0.567	-0.064	0.484	12659
<i>SIGMA</i>	0.055	0.025	0.037	0.049	0.068	12659
<i>ETR</i>	0.177	0.148	0.088	0.153	0.239	12659
<i>ABACC</i>	0.092	0.067	0.045	0.075	0.121	12659

四、实证结果与分析

(一) 基准回归结果

表3列示了线上销售数据发布与股价崩盘风险的全样本回归结果。其中，(1)列和(3)未包含控制变量，(2)列和(4)列加入公司基本特征、公司治理和股票交易的有关控制变量。在控制行业效应后，无论是以 *NCSKEW* 还是 *DUVOL* 衡量股价崩盘风险，本文关注的交乘项 *ONLINE*POST* 的回归系数都在5%水平上显著为负，而 *ONLINE* 的系数在统计上并不显著，这说明实验组和控制组公司的股价崩盘风险本身并无明显差异，但在上市公司线上销售数据发布和传播之后，实验组公司的股价崩盘风险显著降低。上述结果表明，线上销售数据的发布和传播改善了公司的信息环境，进而最终导致股价崩盘风险的下降，验证了本文提出的假设。

在控制变量方面，与已有文献一致（许年行等，2012；褚剑和方军雄，2016），*NCSKEW* 和 *DUVOL* 回归系数显著为正，这意味着股价崩盘风险具有很强的持续性。另外，规模更大（*LNMV*）、成长性更高（*BM*）公司股价崩盘风险也更高，股票交易相关变量（*AR*、*DTURN*、*SIGMA*）的系数方向也与褚剑和方军雄（2016）的发现保持一致。此外，财务杠杆高（*LEV*）、经营不佳（*ROA*）、信息质量较差（*ABACC*）等因素也会引发较高的股价崩盘风险。

表3 基准回归结果

	<i>NCSKEW_t</i>		<i>DUVOL_t</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>ONLINE</i>	0.011 (0.198)	0.022 (0.387)	-0.009 (-0.172)	0.012 (0.251)
<i>POST</i>	-0.198*** (-10.294)	-0.059** (-2.577)	-0.133*** (-8.392)	-0.016 (-0.834)
<i>ONLINE* POST</i>	-0.235*** (-2.990)	-0.264*** (-3.471)	-0.175** (-2.575)	-0.197*** (-2.993)
<i>NCSKEW</i>		0.063*** (5.743)		
<i>DUVOL</i>				0.069*** (5.199)
<i>LNMV</i>		0.072*** (5.783)		0.050*** (4.832)
<i>LEV</i>		0.128** (2.510)		0.072* (1.695)
<i>BM</i>		-0.254*** (-7.225)		-0.204*** (-6.945)
<i>ROA</i>		-1.133*** (-5.460)		-1.294*** (-7.511)
<i>PRIVATE</i>		0.061*** (2.904)		0.024 (1.413)
<i>OWNERSHIP</i>		-0.200*** (-3.119)		-0.170*** (-3.249)
<i>BH</i>		-0.063		-0.045

		(-1.496)		(-1.306)
<i>BIG</i>		-0.052***		-0.046***
		(-2.703)		(-2.913)
<i>AR</i>		0.086***		0.075***
		(5.866)		(5.454)
<i>DTURN</i>		-0.139***		-0.123***
		(-10.825)		(-11.749)
<i>SIGMA</i>		-0.262		-0.188
		(-1.136)		(-0.928)
<i>ETR</i>		-0.059		-0.026
		(-0.876)		(-0.472)
<i>ABACC</i>		0.503***		0.403***
		(3.380)		(3.350)
<i>CONSTANT</i>	0.054	-1.532***	0.047	-1.023***
	(0.696)	(-5.421)	(0.708)	(-4.318)
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Adj. R²</i>	0.017	0.043	0.018	0.045
<i>N</i>	12659	12659	12659	12659

注：t 值根据公司作个体聚类调整（cluster）。*、**、***分别表示 10%、5%和 1%的显著性水平。下文同。

（二）稳健性检验和内生性检验

上述发现可能受到诸如遗漏变量和自选择偏误等内生性问题的负面影响，为此，我们做了以下一系列稳健性测试。

1. 首先，考虑到存在线上销售数据的公司与无相应数据的公司相比，可能本身在公司特征上就存在一些差异，这会导致二者的股价崩盘风险在线上销售数据公布前就有所不同，进而影响双重差分模型的估计有效性。因此借鉴现有文献的通行做法（褚剑和方军雄，2016；曹廷求和张光利，2020），我们采用倾向性评分匹配法（PSM）重新构建了回归样本。具体的，我们以 *ONLINE* 作为被解释变量，选取模型（4）中所有控制变量作为匹配变量，采用 Logit 回归得到每个观测值的倾向性评分，之后根据 1:1 最相邻匹配法（有放回）得到最终的控制组和实验组。匹配后的效果如表 4 Panel A 所示，各公司特征变量在 PSM 匹配后的实验组和控制组之间已经无显著差异，说明匹配效果良好。表 4 Panel B 报告的是基于 PSM-DID 方法的回归结果，我们发现，无论是否控制相关控制变量，交乘项 *ONLINE*POST* 仍然显著为负，和基准回归中的结果保持一致。

2. 其次，WIND 资讯对线上销售数据的搜寻是非选择性的，因此线上销售是否发布不存在自选择的问题，但是上市公司是否实施线上销售却可能存在自选择问题，而上述自选择问题可能对本文的发现产生影响。因此，我们采用通行的 Heckman 两阶段模型进行稳健检验。借鉴已有做法（权小锋等，2015；彭俞超等，2018；彭情和唐雪松，2019），我们选取同行业公司是否实施线上销售的中位数作为工具变量，采用 Probit 模型以行业中位数和相关控制变量预测本公司是否被公开线上销售数据，并将计算得到的逆米尔斯比率 *IMR* 值加入

模型（4）中重新回归。表 5 报告的是第二阶段的回归结果，可以看到，在控制了自选择因素之后，我们关注的交乘项 *ONLINE*POST* 系数仍显著为负。

3. 在表 3 的基准回归结果中我们包括了所有行业的上市公司，但是线上销售方式可能存在行业的差异，即有些行业不存在线上销售，这可能对本文的研究结果产生影响，因此我们在剔除样本期不存在线上销售业务行业的公司年度样本重新进行检验。表 6 的结果中，交乘项 *ONLINE*POST* 的系数仍显著为负。

4. 再次，我们采用安慰剂检验以排除本文结果是偶然性所致的可能。具体的，我们将 2016 年和 2017 年作为“伪事件冲击”年份，并将以此生成的 *POST_2016* 和 *POST_2017* 变量和与 *ONLINE* 的交乘项分别加入模型（4）回归。表 7 的回归结果中，*ONLINE*POST_2016* 和 *ONLINE*POST_2017* 的系数并未显著为负。因此本文基准回归结果中，实验组相较于控制组的股价崩盘风险显著下降确实是 2018 年 WIND 资讯发布第三方平台线上销售这一事件冲击导致。

表 4 PSM-DID 回归结果

Panel A PSM匹配效果				
	控制组	实验组	t值	
<i>NCSKEW</i>	0.016	0.071	-0.397	
<i>DUVOL</i>	-0.031	0.006	-0.348	
<i>LNMV</i>	22.569	22.590	-0.156	
<i>LEV</i>	0.406	0.420	-0.555	
<i>BM</i>	0.637	0.646	-0.167	
<i>ROA</i>	0.075	0.070	0.628	
<i>PRIVATE</i>	0.707	0.698	0.143	
<i>OWNERSHIP</i>	0.340	0.355	-0.735	
<i>BH</i>	0.069	0.078	-0.251	
<i>BIG</i>	0.284	0.345	-0.988	
<i>AR</i>	-0.019	-0.083	0.750	
<i>DTURN</i>	0.031	0.001	0.314	
<i>VOL</i>	0.048	0.047	0.560	
<i>ETR</i>	0.175	0.184	-0.446	
<i>ABACC</i>	0.091	0.103	-1.482	

Panel B PSM-DID回归结果				
	<i>NCSKEW_t</i>		<i>DUVOL_t</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>ONLINE</i>	0.007	0.021	0.088	0.089
	(0.077)	(0.235)	(1.158)	(1.235)
<i>POST</i>	-0.247**	-0.115	-0.097	0.014
	(-2.597)	(-1.150)	(-1.216)	(0.172)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.236*	-0.250*	-0.254**	-0.256**
	(-1.755)	(-1.926)	(-2.221)	(-2.305)
<i>CONTROLS</i>	NO	YES	NO	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES	YES

<i>N</i>	1064	1064	1064	1064
<i>Adj. R</i> ²	0.049	0.083	0.035	0.068

表 5 Heckman 两阶段回归

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)
<i>ONLINE</i>	0.006 (0.103)	0.001 (0.022)
<i>POST</i>	-0.063*** (-2.740)	-0.015 (-0.778)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.304*** (-4.002)	-0.227*** (-3.477)
<i>IMR</i>	2.051*** (15.132)	1.393*** (13.706)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659
<i>Adj. R</i> ²	0.063	0.060

表 6 仅保留所在行业有线上销售数据的样本的回归结果

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)
<i>ONLINE</i>	0.025 (0.449)	0.020 (0.399)
<i>POST</i>	-0.062** (-2.516)	-0.022 (-1.077)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.268*** (-3.517)	-0.201*** (-3.065)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES
<i>N</i>	11079	11079
<i>Adj. R</i> ²	0.045	0.046

表 7 安慰剂检验

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>ONLINE</i>	-0.046 (-0.538)	-0.047 (-0.672)	-0.042 (-0.619)	-0.045 (-0.717)
<i>POST_2016</i>	0.575*** (18.681)	0.532*** (21.393)		
<i>ONLINE*POST_2016</i>	-0.034 (-0.359)	-0.010 (-0.135)		
<i>POST_2017</i>			0.030	-0.042**

			(1.241)	(-2.049)
<i>ONLINE*POST_2017</i>			-0.080	-0.046
			(-1.025)	(-0.667)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.068	0.077	0.042	0.045

5. 此外，我们还针对双重差分模型的基本前提假设，进行了平行趋势检验。具体的，我们在模型（4）中将哑变量 *POST* 替换为四个年度哑变量 *YEAR_2016*、*YEAR_2017*、*YEAR_2018* 和 *YEAR_2019*，交乘项也替换为相应年度哑变量与 *ONLINE* 的交叉项，之后重新回归。表 8 的结果显示，交乘项 *ONLINE*YEAR_2016* 和 *ONLINE*YEAR_2017* 回归系数统计上不显著，*ONLINE*YEAR_2018* 回归系数为负但不显著，*ONLINE*YEAR_2019* 的回归系数显著为负，图 1 和图 2 报告的是交乘项系数的趋势图。上述结果显示，在线上销售数据发布前实验组和对照组公司股价崩盘风险不存在显著差异，只有在数据发布后的第二年两家公司股价崩盘风险才开始发生显著变化，这说明本文双重差分模型满足平行趋势假设。

表 8 平行趋势检验

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)
<i>ONLINE</i>	-0.052 (-0.612)	-0.058 (-0.814)
<i>YEAR_2016</i>	0.754*** (20.689)	0.747*** (25.291)
<i>YEAR_2017</i>	0.600*** (16.567)	0.455*** (15.777)
<i>YEAR_2018</i>	0.442*** (12.020)	0.420*** (13.790)
<i>YEAR_2019</i>	0.434*** (12.279)	0.411*** (14.344)
<i>ONLINE*YEAR_2016</i>	0.070 (0.575)	0.076 (0.750)
<i>ONLINE*YEAR_2017</i>	0.211* (1.837)	0.182* (1.954)
<i>ONLINE*YEAR_2018</i>	-0.056 (-0.499)	0.000 (0.002)
<i>ONLINE*YEAR_2019</i>	-0.302** (-2.548)	-0.240** (-2.503)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.079	0.095

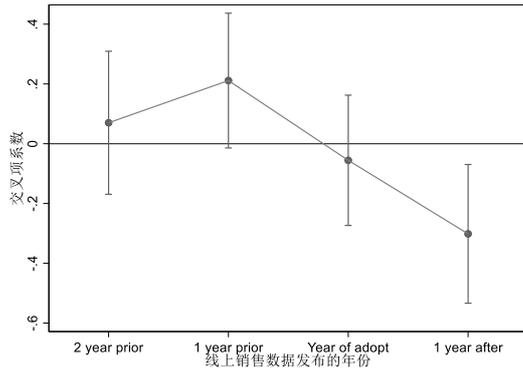


图1 NCSKEW 交乘项系数趋势图

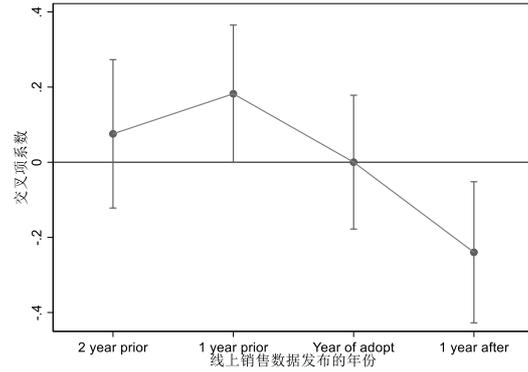


图2 DUVOL 交乘项系数趋势图

6. 最后，我们还借鉴 Zhu (2019) 的做法，仅保留线上销售数据发布以前的样本数据来验证发布之前实验组和对照组公司之间股价崩盘风险是否存在差异，回归结果见表 9。表 9 显示，*ONLINE* 的回归系数统计上不显著，这进一步表明我们的模型符合平行趋势假设。

表 9 线上销售数据发布前的回归结果

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)
<i>ONLINE</i>	-0.049 (-0.785)	-0.059 (-1.082)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES
<i>N</i>	7458	7458
<i>Adj. R²</i>	0.062	0.071

(三) 异质性分析

1. 线上销售重要性

WIND 资讯发布的销售数据，其覆盖的线上品牌与线下渠道保持高度一致，廖理等 (2021) 则进一步发现当线上销售额在公司营业收入中的占比更高时，线上销售数据反映公司经营信息的准确度越高，对公司价值基本面的表征效果越好。本文由此检验线上销售重要性对股价崩盘风险的影响，我们参照 Zhu (2019) 的研究设计，将实验组公司根据线上销售额占比高低进一步分组。具体的，我们按照两种不同划分标准进行区分：(1) 若线上销售额占比超 5%，则为占比高组，*ONLINE_HIGH1* 取 1 (共 406 条观测值)，否则 *ONLINE_HIGH1* 为 0 (共 372 条观测值)；(2) 若线上销售额占比高于实验组均值，则为占比高组，*ONLINE_HIGH2* 取 1 (共 389 条观测值)，否则 *ONLINE_HIGH2* 为 0 (共 389 条观测值)。将以上实验组分组变量及其与 *POST* 的交乘项同时加入模型 (4) 回归。表 10 的结果中，交乘项 *ONLINE_HIGH1*POST*、*ONLINE_LOW1*POST*、*ONLINE_HIGH2*POST* 和 *ONLINE_LOW2*POST* 的系数均显著为负，且高低组间的系数并无统计上的差异。这说明，无论线上线上销售在营收中的占比份额，只要上市公司的线上销售数据发布，就能有效降低

股价崩盘风险。

表 10 异质性分析——线上销售重要性

	<i>NCSKEW_t</i>	<i>DUVOL_t</i>
	(1)	(2)
<i>POST</i>	-0.059*** (-2.593)	-0.060*** (-2.600)
<i>ONLINE_HIGH1</i>	0.033 (0.462)	
<i>ONLINE_LOW1</i>	0.004 (0.045)	
<i>ONLINE_HIGH1*POST</i>	-0.296*** (-2.877)	
<i>ONLINE_LOW1*POST</i>	-0.240** (-2.230)	
<i>ONLINE_HIGH2</i>		0.023 (0.312)
<i>ONLINE_LOW2</i>		0.013 (0.156)
<i>ONLINE_HIGH2*POST</i>		-0.261** (-2.510)
<i>ONLINE_LOW2*POST</i>		-0.282*** (-2.762)
T检验：交乘项系数差异	0.15	0.02
<i>CONTROLS</i>	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.044	0.044

2. 其他治理机制

根据上文的理论分析，第三方平台线上销售数据的发布和传播能降低公司内外信息不对称、加强外部监督，最终改善信息环境，减少短期内坏消息累积释放进而剧烈冲击股价的可能，从而实现良好的治理效应。我们随之关心，发挥治理效应的线上销售数据与其他公司治理机制之间是否存在可能的补充或替代作用？我们对此进行更进一步的检验。

(1) 市场化程度和产权性质

市场化程度是中国企业面临的最基础的外部制度环境，好的市场化环境会同时从法律和媒体两方面，对上市公司施加强有力的治理作用（罗进辉和杜兴强，2014）。由于产权性质的不同，国有企业与民营企业在公司治理方面也存在较大差异（武常歧和钱婷，2011；刘斌等，2018）。为此，本文首先根据所在地区的市场化指数高低（王小鲁等，2016）和是否为国企来进行分组检验。表 11 的 Panel A 中列示的结果显示，在列（1）-（4），我们关心的交乘项 *ONLINE*POST* 的回归系数均显著为负，且组间系数并无统计上的差异，这说明无论公司所处环境的市场化程度高低抑或股权性质是否国有，上市公司的股价崩盘风险都在线上销售数据发布后得以缓解。

(2) 机构投资者与外部审计师

机构投资者和外部审计师作为资本市场中的专业参与者,其外部治理的作用得到了资本市场的广泛认可。机构投资者拥有专业能力、资金和信息优势,它们会通过派驻董事、行使投票权、抛售股票以及退出威胁等方式发挥公司治理的职能 (Abramova et al., 2020)。审计师是资本市场中的重要信息鉴证中介,高质量的审计能有效提高财务报表信息的可靠性和准确性,进而发挥治理作用 (Francis et al., 1999),而良好的外部治理的存在有助于降低股价崩盘的风险。因此我们预期,外部治理机制越完善的公司,线上销售数据产生的治理效应相应越小。表 11 的 Panel B 中,(1)和(3)列列示的是基于机构投资者持股比例高低分组检验的结果,(2)和(4)列示的是基于不同声誉审计师分组检验的结果。我们发现,无论是否由高声誉事务所审计,我们关心的交乘项 $ONLINE*POST$ 的回归系数均显著为负,且组间系数并无统计上的差异,在机构投资者持股高分组的样本中,交乘项 $ONLINE*POST$ 的回归系数不显著,而在低机构投资者持股分组样本中,我们关心的交乘项 $ONLINE*POST$ 的回归系数显著为负,这表明机构投资者在缓解股价崩盘风险方面与线上销售数据存在一定的替代作用。

(3) 内部代理问题

管理层隐藏坏消息的机会主义行为是导致股价崩盘的重要原因 (Jin&Myers, 2006; Hutton et al., 2009),内部人控制程度越高,意味着代理问题越严重 (权小锋等, 2010),而股权激励所带来的管理层与股东的激励相容有助于代理问题的弱化 (Jensen & Murphy, 1990)。因此我们预期,代理问题越严重,线上销售数据的治理效应越强烈,对股价崩盘风险的抑制作用将更加显著。表 11 Panel C 列示的结果显示,在两职合一以及高管持股比例较低的样本中,我们关心的交乘项 $ONLINE*POST$ 的回归系数均显著为负,而且统计检验表明期回归系数显著大于两职分离和高管理层持股组。这说明,线上销售数据的发布和传播发挥的治理效应的确在代理问题越突出的公司越明显。

表 11 异质性分析——其他治理机制

Panel A 市场化程度分组				
	$NCSKEW_t$		$NCSKEW_t$	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	市场化指数高	市场化指数低	民营企业	国有企业
$ONLINE$	0.015 (0.194)	0.025 (0.313)	0.053 (0.763)	-0.094 (-0.922)
$POST$	-0.028 (-0.868)	-0.094*** (-2.819)	-0.042 (-1.386)	-0.106*** (-2.812)
$ONLINE*POST$	-0.243** (-2.382)	-0.274** (-2.371)	-0.249*** (-2.775)	-0.339** (-2.473)
F检验交乘项系数组间差异	0.06		0.34	
$CONTROLS$	YES	YES	YES	YES
$INDUSTRY$	YES	YES	YES	YES
N	6816	5843	8064	4595

<i>Adj. R</i> ²	0.042	0.046	0.038	0.060
Panel B 外部治理分组				
	<i>NCSKEW_t</i>		<i>NCSKEW_t</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	机构投资持股高	机构投资持股低	“八大”审计	非“八大”审计
<i>ONLINE</i>	-0.042	0.123	0.023	0.018
	(-0.604)	(1.284)	(0.242)	(0.257)
<i>POST</i>	-0.174***	0.126***	-0.015	-0.081***
	(-5.486)	(3.422)	(-0.406)	(-2.760)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.129	-0.461***	-0.233*	-0.284***
	(-1.459)	(-3.410)	(-1.958)	(-2.947)
F检验交乘项系数组间差异	3.87**		0.10	
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES	YES
<i>N</i>	6208	6451	4587	8072
<i>Adj. R</i> ²	0.054	0.045	0.043	0.043
Panel C 内部代理问题				
	<i>NCSKEW_t</i>		<i>NCSKEW_t</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	非两职合一	两职合一	高管持股多	高管持股少
<i>ONLINE</i>	-0.027	0.095	0.038	-0.009
	(-0.403)	(0.957)	(0.454)	(-0.122)
<i>POST</i>	-0.081***	0.006	-0.063*	-0.046
	(-3.046)	(0.122)	(-1.887)	(-1.405)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.157*	-0.488***	-0.097	-0.452***
	(-1.725)	(-3.406)	(-0.858)	(-4.381)
F检验交乘项系数组间差异	4.57***		6.07***	
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES	YES
<i>N</i>	3192	9467	6328	6331
<i>Adj. R</i> ²	0.034	0.048	0.032	0.059

五、进一步研究

(一) 路径分析

上文发现,第三方平台线上销售数据的发布和传播能有效抑制上市公司的股价崩盘风险。理论分析中,我们认为可能的传导路径有以下三种:首先,细化、高颗粒度的线上销售数据具有额外的信息价值(廖理等,2021),这自然能吸引市场中证券分析师的关注,并对这一数据进一步挖掘、分析、传播,提高信息使用的广度和深度,直接改善企业信息环境(Zhu, 2019; 曹廷求和张光利,2020),而且证券分析师的跟踪具有明显的治理效应束(Chen et al., 2015; 曹廷求和张光利,2020)。其次,独立第三方平台上的线上销售数据具有较高的客观性和独立性,管理层盈余管理的空间随之压缩,这样企业内部信息披露质量自然会相应提升。随着信息环境的改善以及外部监督的加强,管理层实施机会主义行为的机会成本大幅提高,

引发股价崩盘风险的可能也就相应降低。最后，线上销售这一另类数据能传递与公司价值相关的信息（廖理等，2021），经由专业投资者的解读和分析提高股价信息含量（Zhu，2019），进而有助于管理层投资决策的优化。企业投资效率提高、经营业绩改善后，管理层隐瞒坏消息的动机也得以下降，股价崩盘风险随之消解。

基于此，我们接下来的部分将采用中介效应模型分别检验证券分析师跟踪、信息披露质量和投资效率可能起到的中介效应。具体的，我们采用证券分析师跟踪人数的自然对数 *FOLLOW* 衡量证券分析师跟踪，其值越大，分析师关注度越高；采用基于修正后 Jones 模型计算得到可操纵性应计盈余绝对值 *ABACC* 衡量会计信息质量，其值越大，信息环境越不透明；参考 Biddle et al.（2016）的投资效率模型，以计算得到的实际投资偏离预期的绝对值 *ABS_INVESTEFT* 来衡量投资效率，其值越大，投资效率越低。

表 12 列示的是中介效应的检验结果。我们发现，线上销售数据发布后，分析师跟踪数大幅上升，信息披露质量显著改善，且 Panel A 和 Panel B 的列（3）加入相应中介变量后，其系数依然显著，交乘项系数也显著为负，这表明分析师跟踪和信息披露质量改善是线上销售数据缓解股价崩盘风险的两个中介，而且起的是部分中介作用。在 Panel C 的投资效率分析中，在列（3）加入中介变量 *ABS_INVESTEFT* 后，其系数并不显著，随后所作的 Sobel 检验也无法通过（Z 值小于 0.97）。可能的原因是，线上销售数据虽然能反映企业的基本价值面信息，但这些信息此前就为管理层所掌握，并不能给管理者的投资决策带来额外增量信息（Zhu，2019），这影响了通过改善企业投资决策的路径来抑制股价崩盘风险的效果。

综上，我们发现，线上销售数据的发布和传播主要是通过吸引证券分析师跟踪和改善内部信息披露质量两条路径，使得企业信息环境和外部治理效果得以改善，最终导致公司股价崩盘风险的下降。

表 12 中介效应检验

Panel A 分析师跟踪数			
	<i>NCSKEW_t</i>	<i>FOLLOW_t</i>	<i>NCSKEW_t</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>ONLINE</i>	0.017 (0.302)	0.369*** (4.866)	0.026 (0.455)
<i>POST</i>	-0.060*** (-2.599)	-0.956*** (-29.351)	-0.082*** (-3.345)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.267*** (-3.531)	0.388*** (5.277)	-0.258*** (-3.390)
<i>FOLLOW</i>			-0.023*** (-2.637)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.044	0.395	0.044
Panel B 信息披露质量			
	<i>NCSKEW_t</i>	<i>FOLLOW_t</i>	<i>NCSKEW_t</i>

	(1)	(2)	(3)
<i>ONLINE</i>	0.022 (0.389)	0.003 (1.079)	0.017 (0.291)
<i>POST</i>	-0.047** (-2.084)	-0.003** (-2.481)	-0.046** (-1.997)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.269*** (-3.558)	-0.007** (-1.984)	-0.254*** (-3.324)
<i>FOLLOW</i>			0.480** (2.314)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.043	0.060	0.044
Panel C 投资效率			
	<i>NCSKEW_t</i>	<i>FOLLOW_t</i>	<i>NCSKEW_t</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>ONLINE</i>	0.017 (0.302)	-0.007** (-2.257)	0.013 (0.225)
<i>POST</i>	-0.060*** (-2.599)	-0.010*** (-8.640)	-0.073*** (-3.143)
<i>ONLINE*POST</i>	-0.267*** (-3.531)	0.006* (1.761)	-0.260*** (-3.410)
<i>FOLLOW</i>			-0.261 (-1.314)
<i>CONTROLS</i>	0.017	-0.007**	0.013
<i>INDUSTRY</i>	(0.302)	(-2.257)	(0.225)
<i>N</i>	-0.060***	-0.010***	-0.073***
<i>Adj. R²</i>	(-2.599)	(-8.640)	(-3.143)
Sobel检验	Z=0.198< 0.97		
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES
<i>N</i>	12659	12659	12659
<i>Adj. R²</i>	0.043	0.060	0.044

(二) 经济后果检验

以上研究发现，线上销售数据的发布和传播显著缓解了股价崩盘风险。鉴于股价崩盘风险对利益相关者的重要影响（杨棉之等，2015；吴育辉等，2018），我们不禁思考，线上销售数据的发布和传播是否会对公司利益相关者产生实质性的经济后果？随着线上销售数据的发布和传播，其风险随之下降，理性的投资者会对此做出积极反应吗？我们在此部分分别从股权估值和融资成本两个角度进行研究。具体的，我们以托宾 Q (*TOBINQ*) 衡量股票估值，其值越大，公司估值越高；参考 Gebhardt et al. (2001) 的模型计算股权融资成本 (*COE*)，其值越小，股权融资成本越低；以现金利息支付费率衡量债务融资成本 (*COD*)，其值越小，

债务融资成本越低。回归结果列于表 13。如我们所预期，线上销售数据发布后，随着上市公司股价崩盘风险降低，企业估值相应上升、股权和债权融资成本随之下降。这表明理性的投资者对线上销售数据作出了积极反应，另类数据的信息传递和治理监督作用得到了市场的认可。

表 13 线上销售数据与利益相关者的反应

	$TOBINQ_t$	COE_t	COD_t
	(1)	(2)	(3)
<i>ONLINE</i>	0.153 (1.608)	0.001 (0.733)	-0.019 (-0.526)
<i>POST</i>	-1.479*** (-39.830)	0.021*** (41.819)	-0.026*** (-2.655)
<i>ONLINE*POST</i>	0.232** (2.302)	-0.003** (-1.982)	-0.084* (-1.689)
<i>CONTROLS</i>	YES	YES	YES
<i>INDUSTRY</i>	YES	YES	YES
<i>N</i>	12659	9620	11398
<i>Adj. R²</i>	0.402	0.446	0.060

六、结论

随着商业和社会数字化转型的深化，衍生出的另类数据爆发式增长，相比传统财务数据，这些另类数据具有发布及时、颗粒度细、非结构化程度高的特点，以及信息来源多样、信息之间互动性强、信息传播范围广和强度大的特征。自然的，另类数据的经济效应愈来愈引起了研究者的关注。本文从股价崩盘风险的角度系统检验了中国市场独特的另类数据——第三方平台线上销售数据的治理效应。基于 WIND 资讯 2018 年首次发布相关公司线上销售数据的双重差分法检验发现，存在线上销售数据公司的股价崩盘风险在 2018 年以后下降幅度更大，上述发现在采用诸如 PSM-DID 方法，Heckman 两阶段模型等稳健检验后依然存在。分组研究发现，线上销售数据的治理效应主要体现在外部治理机制较弱的情形以及在高管控制权更大和利益兼容较低的公司。随后所做的渠道检验发现，线上销售数据的发布和传播会通过吸引证券分析师跟踪和改善内部信息披露质量两个渠道发挥作用。最后的后果检验中，随着线上销售数据的发布和传播，理性的投资者也对此做出积极的反应，公司估值走高、融资成本下降。本文的结论在廖理等（2021）研究的基础上，补充验证了第三方平台线上销售数据对上市公司信息环境改善的治理作用，为理解频发的资本市场股价崩盘现象提供了新的视角。

参考文献

- 曹廷求、张光利，2020：《自愿性信息披露与股价崩盘风险：基于电话会议的研究》，《经济研究》第11期。
- 褚剑、方军雄，2016：《中国式融资融券制度安排与股价崩盘风险的恶化》，《经济研究》

第5期。

廖理、崔向博、孙琼, 2021:《另类数据的信息含量研究——来自电商销售的证据》,《管理世界》第9期。

刘斌、黄坤、王雷, 2018:《谁更愿意去库存: 国有还是非国有房地产企业?》,《经济研究》第6期。

罗进辉、杜兴强, 2014:《媒体报道, 制度环境与股价崩盘风险》,《会计研究》第9期。

江轩宇, 2013:《税收征管、税收激进与股价崩盘风险》,《南开管理评论》第5期。

江轩宇、许年行, 2015:《企业过度投资与股价崩盘风险》,《金融研究》第8期。

彭情、唐雪松, 2019:《流言招来的“是非”: 股市传闻与盈余价值相关性》,《管理世界》第3期。

彭俞超、倪晓然、沈吉, 2018:《企业“脱实向虚”与金融市场稳定——基于股价崩盘风险的视角》,《经济研究》第10期。

权小锋、吴世农、尹洪英, 2015:《企业社会责任与股价崩盘风险: “价值利器”或“自利工具”》,《经济研究》第11期。

孙鲲鹏、王丹、肖星, 2020:《互联网信息环境整治与社交媒体的公司治理作用》,《管理世界》第7期。

王化成、曹丰、高升好、李争光, 2014:《投资者保护与股价崩盘风险》,《财贸经济》第10期。

王小鲁、樊纲、余静文, 2016:《中国分省份市场化指数报告》, 社会科学文献出版社。

武常岐、钱婷, 2011:《集团控制与国有企业治理》,《经济研究》第6期。

许年行、江轩宇、伊志宏, 2012:《分析师利益冲突、乐观偏差与股价崩盘风险》,《经济研究》第7期。

杨棉之、谢婷婷、孙晓莉, 2015:《股价崩盘风险与公司资本成本——基于中国A股上市公司的经验证据》,《现代财经(天津财经大学学报)》第12期。

叶康涛、曹丰、王化成, 2015:《内部控制信息披露能够降低股价崩盘风险吗?》,《金融研究》第2期。

权小锋、吴世农、文芳, 2010:《管理层权力、私有收益与薪酬操纵》,《经济研究》第11期。

吴育辉、翟凌凌、陈偲, 2018:《股价崩盘风险与公司债融资——基于中国A股上市公司的经验证据》,《财务研究》第3期。

Abramova, I., J. E. Core, and A. Sutherland, 2020, “Institutional Investor Attention and Firm Disclosure”, *The Accounting Review*, 95(6), 1—21.

An, H., and T. Zhang, 2013, “Stock Price Synchronicity, Crash Risk, and Institutional Investors”, *Journal of Corporate Finance*, 21, 1—15.

Ang, J. S., C. Hsu, D. Tang, and C. Wu, 2021, “The Role of Social Media in Corporate

Governance. *The Accounting Review*, 96(2), 1—32.

Armstrong, C. S., W. R. Guay, and J. P. Weber, 2010, “The Role of Information and Financial Reporting in Corporate Governance and Debt Contracting”, *Journal of Accounting and Economics*, 50(2-3), 179—234.

Bartov, E., L. Faurel, and P. S. Mohanram, 2018, “Can Twitter Help Predict Firm-level Earnings and Stock Returns?”, *The Accounting Review*, 93(3), 25—57.

Biddle, G. C., G. Hilary, and R. S. Verdi, 2009, “How Does Financial Reporting Quality Relate to Investment Efficiency?”, *Journal of Accounting and Economics*, 48(2-3), 112—131.

Blankespoor, E., G. S. Miller, and H. D. White, 2013, “The Role of Dissemination in Market liquidity: Evidence from Firms’ Use of Twitter”, *The Accounting Review*, 89 (1), 79—112.

Brown L.D, A.C. Call, M.B. Clement, and N.Y. Sharp, 2015, “Inside the ‘black box’ of Sell-side Financial Analyst”, *Journal of Accounting Research*, 53(1), 1—47.

Bushee, B. J., and G. S. Miller, 2012, “Investor Relations, Firm Visibility, and Investor Following”, *The Accounting Review*, 87(3), 867—897.

Callen, J. L., and X. Fang, 2015a, “Religion and Stock Price Crash Risk”, *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 50(1-2), 169—195.

Callen, J. L., and X. Fang, 2015b, “Short Interest and Stock Price Crash Risk”, *Journal of Banking & Finance*, 60, 181—194.

Chen, H., P. De, Y. J. Hu, and B. H. Hwang, 2014, “Wisdom of Crowds: The Value of Stock Opinions Transmitted through Social Media”, *The Review of Financial Studies*, 27(5), 1367—1403.

Chen, T., J. Harford, and C. Lin, 2015, “Do Analysts Matter for Governance? Evidence from Natural Experiments”, *Journal of Financial Economics*, 115(2), 383—410.

Chen J., H. Hong, and J. C. Stein, 2001, “Forecasting Crashes: Trading Volume, Past Returns, and Conditional Skewness in Stock Prices”, *Journal of Financial Economics*, 61(3), 345—381.

De George, E. T., X. Li, and L. Shivakumar, 2016, “A Review of the IFRS Adoption Literature”, *Review of Accounting Studies*, 21(3), 898—1004.

Dube, S., and C. Zhu, 2021, “The Disciplinary Effect of Social Media: Evidence from Firms’ Responses to Glassdoor Reviews”, *Journal of Accounting Research*, 6, 1—43.

Foucault, T., and L. Fresard, 2014, “Learning from Peers’ Stock Prices and Corporate Investment”, *Journal of Financial Economics*, 111(3), 554—577.

Francis, J. R., E. L. Maydew, and H. C. Sparks, 1999, “The Role of Big 6 Auditors in the Credible Reporting of Accruals”, *Auditing: a Journal of Practice & theory*, 18(2), 17—34.

Gebhardt, W. R., C. M. Lee, and B. Swaminathan, 2001, “Toward an Implied Cost of Capital”, *Journal of Accounting Research*, 39(1), 135—176.

- Huang, K., M. Li, and S. Markov, 2020, “What Do Employees Know? Evidence from a Social Media Platform”, *The Accounting Review*, 95(2), 199—226.
- Hutton A. P., A. J. Marcus, and H. Tehranian, 2009, “Opaque Financial Reports, R2, and Crash Risk”, *Journal of Financial Economics*, 94(1), 67—86.
- Jensen M. C., and K. J. Murphy, 1990, “Performance Pay and Top-management Incentives”, *Journal of Political Economy*, 98(2), 25—264.
- Jia, W., G. Redigolo, S. Shu, and J. Zhao, 2020, “Can Social Media Distort Price Discovery? Evidence from Merger Rumors”, *Journal of Accounting and Economics*, 70(1), 101334.
- Jin L, and S. Myers, 2006, “R2 around the World: New Theory and New Tests”, *Journal of Financial Economics*, 79(2), 257—292.
- Kim J B, Y. Li, and L. Zhang, 2011a, “CFOs versus CEOs: Equity Incentives and Crashes. *Journal of Financial Economics*”, 101(3), 713—730.
- Kim J B, Y. Li, and L. Zhang, 2011b, “Corporate Tax Avoidance and Stock Price Crash Risk: Firm-level Analysis”, *Journal of Financial Economics*, 100(3), 639—662.
- Kim J B, and L. Zhang, 2016, “Accounting Conservatism and Stock Price Crash Risk: Firm-level Evidence”, *Contemporary Accounting Research*, 33(1), 412—441.
- Kothari, S. P., S. Shu, and P. D. Wysocki, 2009, “Do Managers Withhold Bad News?”, *Journal of Accounting Research*, 47(1), 241—276.
- Lang, M., and L. Stice-Lawrence, 2015, “Textual Analysis and International Financial Reporting: Large Sample Evidence”, *Journal of Accounting and Economics*, 60(2-3), 110—135.
- Li, Y., and Y. Zeng, 2019, “The Impact of Top Executive Gender on Asset Prices: Evidence from Stock Price Crash Risk”, *Journal of Corporate Finance*, 58, 528—550.
- Liu, M., 2011, “Analysts' Incentives to Produce Industry-level Versus Firm-specific Information”, *Journal of Financial & Quantitative Analysis*, 46, 757—784.
- Lobo, G., C. Wang, X. Yu, and Y. Zhao, 2020, “Material Weakness in Internal Controls and Stock Price Crash Risk”, *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 35(1), 106—138.
- Merkley, K., R. Michaely, and J. Pacelli, 2017, “Does the Scope of the Sell-side Analyst Industry Matter? An Examination of Bias, Accuracy, and Information Content of Analyst Reports”, *The Journal of Finance*, 72(3), 1285—1334.
- Miller, G. S., and D. J. Skinner, 2015, “The Evolving Disclosure Landscape: How Changes in Technology, the Media, and Capital Markets Are Affecting Disclosure”, *Journal of Accounting Research*, 53(2), 221—239.
- Petersen M. A, 2009, “Estimating Standard Errors in Finance Panel Data Sets: Comparing Approaches”, *Review of Financial Studies*, 22(1), 435—480.
- Piotroski, J. D., T. J. Wong, and T. Zhang, 2015, “Political Incentives to Suppress Negative

Information: Evidence from Chinese Listed Firms”, *Journal of Accounting Research*, 53(2), 405—459.

Robin, A. J., and H. Zhang, 2015, “Do Industry-specialist Auditors Influence Stock Price Crash Risk?”, *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 34(3), 47—79.

Xu, N., X. Li, Q. Yuan, and K. C. Chan, 2014, “Excess Perks and Stock Price Crash Risk: Evidence from China”, *Journal of Corporate Finance*, 25, 419—434.

Zhu, C, 2019, “Big Data as a Governance Mechanism”, *The Review of Financial Studies*, 32(5), 2021—2061.