

# 投资者情绪、数字沟通与市场定价效率

## ——基于“互动易”的实证研究

Investor Sentiment, Digital Communication and Market Pricing Efficiency:

Based on the Empirical Research of “Hudongyi”

周耿 阮东喆

ZHOU Geng RUAN Dong-zhe

**[摘要]** 数字沟通在实现“两人沟通，市场共享”方面发挥着重要作用，对资本市场产生了深远影响。本文运用人工智能和文本向量化技术，对深圳证券交易所“互动易”平台2010至2019年期间的近300万条互动沟通大数据进行了情绪和信息质量分析，揭示了投资者情绪的消极性、数字化沟通以及市场定价效率之间的复杂互动关系。研究发现：第一，投资者情绪的消极性与市场定价效率之间存在显著的负向关联。第二，投资者与上市公司间的高质量数字化互动一方面直接促进了股票定价效率的提升，另一方面有效地缓解了投资者情绪的消极性对市场的影响。第三，虽然数字沟通中的噪音本身对市场定价效率没有直接影响，但可能加剧了投资者情绪的不良市场影响。研究认为，提升沟通信息的质量、优化信息披露机制以及整合数字沟通平台对于阻断消极情绪的积累和提高资本市场资源配置效率至关重要。

**[关键词]** 数字沟通 消极情绪 沟通信息量 定价效率 大数据

**[中图分类号]** F832.5 G209 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1000-1549 (2024) 11-0036-14

**Abstract:** Digital communication plays a crucial role in facilitating mutual communication and shared market insights, exerting a far-reaching influence on the capital market. This paper employs artificial intelligence and text vectorization techniques to analyze sentiment and information quality across nearly 3 million interactions on the Shenzhen Stock Exchange's Hudongyi platform from 2010 to 2019. The study reveals the complex interplay between investor sentiment negativity, digital communication, and market pricing efficiency. The findings are as follows: First, there is a significant negative correlation between the negativity of investor sentiment and market pricing efficiency. Second, high-quality digital interactions between investors and listed companies, on the one hand, directly enhance stock pricing efficiency, and on the other hand, effectively mitigate the negative impact of investor sentiment on the market. Third, while noise in digital communication does not directly affect market pricing efficiency, it may exacerbate the negative market impact of investor sentiment. The study suggests that enhancing the quality of communication information, improving information disclosure mechanisms, and integrating digital communication platforms are crucial for preventing the accumulation of negative sentiment and improving the efficiency of resource allocation in the capital market.

**Key words:** Digital communication Negative sentiment Communication volume Pricing efficiency Big data

**[收稿日期]** 2024-03-18

**[作者简介]** 周耿，男，1980年9月生，南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心、南京大学商学院教授，研究方向为经济大数据和数字经济。阮东喆，男，1997年8月生，中共桐城市委党校助教，研究方向为金融大数据。本文通讯作者为周耿，联系方式为 zhougeng@nju.edu.cn。

**[基金项目]** 国家自然科学基金面上项目“大数据视角下城市群要素流动的三维测度、理论机制与壁垒治理”（项目编号：72173063）。感谢匿名评审人提出的修改建议，笔者已做了相应修改，本文文责自负。

## 一、引言

数字经济的发展大大便利了投资者获取各种信息，社交媒体平台如东方财富网等已经为各股票开设了专门的讨论区，以促进投资者之间的数字化交流。同时，深圳和上海证券交易所也先后推出了官方的数字化交流平台——深交所的“互动易”和上交所的“e互动”，旨在促进中小投资者与公司高管之间的数字对话。这些创新的数字沟通途径与传统的草根调研方式相比，不仅确保了实名制下的公平对话，还能实现更广泛的信息共享，真正做到“两人沟通，市场共享”。这些数字化的沟通方式不仅补充了传统的权威信息发布渠道，也对优化市场的信息环境和完善金融市场的整体结构产生了重要影响。

现有营销与电子商务的相关研究指出，传统环境下的有效沟通可以及时缓解消极的情绪，而不恰当的沟通则可能激发消极情绪（金立印，2008<sup>[1]</sup>）。数字化沟通与传统面对面沟通相比，存在一定的局限性，可能会导致情感误解（Derks等，2008<sup>[2]</sup>）。在投资者与公司高管进行实名数字沟通的背景下，当投资者持有消极情绪时，这种新型沟通方式究竟是有助于缓解消极情绪的负面影响，还是反而加剧了其不良后果？双方互动的具体机制是什么？为了回答这些问题，本文将利用深交所“互动易”平台的大数据，探讨实名沟通背景下的情绪如何影响市场效率，并深入分析沟通的内容在这一过程中的关键作用。

本研究的核心贡献在于三个方面：首先，通过获取和分析2010—2019年“互动易”平台上超过三百万条高质量文本大数据，本文精准地测量了投资者情绪和沟通的信息含量。这种实名对象之间的沟通方式样本，与来自其他社交媒体（如“股吧”）的样本相比，它不仅显著减少了发泄性情绪和潜在“水军”的干扰，而且沟通结果将被广大社交媒体转发，比一般的匿名社交沟通具有更广泛的关注度和影响力。其次，本文从数字沟通的“质”与“量”，以及信息传递的“信息量”与“噪音量”角度进行探讨，明晰了如何通过数字沟通提高市场效率，有助于理解数字沟通的正面影响，从而丰富了行为金融学的理论框架。最后，本文的结论具有重要的现实意义：在数字经济的背景下，市场情绪越来越多样化和极端化，投资者不再满足于单向的信息披露，因此优化数字沟通机制、提高市场资源配置效率显得尤为重要。监管机

构需要制定更加严格和详细的信息披露规则，通过数字化交流激发群众的智慧，引导企业信息披露从数量向质量转变，并有效阻断消极情绪的发酵，为提高市场整体的资源配置效率发挥更加积极的作用。

## 二、文献回顾

### （一）市场定价效率

Fama（1970）<sup>[3]</sup>指出，在最为理想的有效市场中，股价反映了市场中所有投资者可获得的信息，包括过去的价格、公开的信息及内部消息。此外，股票价格所包含的信息量，即股价信息含量，被视为评估市场定价效率的关键指标。沿着这一论点，Roll（1988）<sup>[4]</sup>提出股价反映了两类关键信息：与公司本身特性相关的“私有”信息和与整个市场相关的“公共”信息。在这个框架下，简化资产定价模型（CAPM）通过比较个股收益与市场收益的关系，揭示了股价在市场层面的解释力度。Morck等（2000）<sup>[5]</sup>进一步将此概念定义为“股价同步性”。认为高股价同步性意味着较少的公司私有信息被反映，从而指向较低的定价效率。尽管这一观点遭到了一些学者的质疑（West，1988<sup>[6]</sup>），但关于定价效率的这种逆向测量方法得到了更广泛的学术认可（Durnev，2003<sup>[7]</sup>；Jin和Myers，2006<sup>[8]</sup>；Bris等，2007<sup>[9]</sup>；Hutton等，2009<sup>[10]</sup>）。一些研究认为，定价效率还反映了资源配置效率（Wurgler，2000<sup>[11]</sup>）、市场筛选机制（Chen等，2007<sup>[12]</sup>）以及全要素生产率（Chun等，2008<sup>[13]</sup>）。

根据这一理论框架，国内研究者们已经识别出多种提升市场定价效率的关键因素，包括但不限于分析师的跟踪数量（朱红军等，2007<sup>[14]</sup>）、新闻媒体的报道（黄俊和郭照蕊，2014<sup>[15]</sup>）、融资融券制度的引入（李志生等，2015<sup>[16]</sup>）、机构投资者的参与（孔东民等，2015<sup>[17]</sup>）、控制权与现金流权的分离程度（王立章等，2016<sup>[18]</sup>）、产业政策的实施（陈冬华和姚振晔，2018<sup>[19]</sup>）、微博内容发布（何贤杰等，2018<sup>[20]</sup>）以及分析师的研究报告内容和语气（伊志宏等，2019<sup>[21]</sup>；吴武清等，2020<sup>[22]</sup>）等。与本文最为相关的文献是，谭松涛等（2016）<sup>[23]</sup>的研究证明了深交所“互动易”这一数字沟通平台的推出显著提升了市场的整体定价效率。

然而，尽管上述文献通过数据展示了这些因素与市场定价效率的联系，但关于定价效率究竟如何得到提升的机制，目前仍处于不明确的状态，类似一个

“黑箱”。本研究将借助情绪的视角，深入探索市场定价效率提升背后的具体机制。

## （二）投资者情绪

投资者情绪是一个复杂的概念，涉及投资者的信念、情绪以及这些因素如何影响对金融市场的看法和行为，是一种投资者的非理性行为。投资者情绪一般用来解释一些经典有效市场假说（EMH）所难以完全解释的市场异象。在这个背景下，Barberis等（1998）<sup>[24]</sup>提出了一种投资者情绪理论模型。该模型认为，在决策过程中，投资者可能犯两类错误：一是对股价变动的反应迟钝，来自投资者的风险规避；二是对从股价做出过度反应，因为决策依赖历史数据。这两种错误导致了投资者情绪对股票收益产生显著影响。随着行为金融学理论的发展和深化，投资者情绪已经成为学术领域中备受关注的重要话题。

作为一种基于误判的心理预期，投资者情绪对市场产生了深远的影响。众多学者专注于探究投资者情绪与股价、交易量及波动性等收益相关因素之间的关系。王美今和孙建军（2004）<sup>[25]</sup>的研究表明，投资者情绪的变化不仅对股票收益率有着显著影响，还对股票收益的波动性产生了重要的影响。尹海员和吴兴颖（2019）<sup>[26]</sup>进一步指出，在下午的交易时段，投资者情绪对股票的影响更为显著。部慧等（2018）<sup>[27]</sup>认为，投资者情绪对市场收益率、交易量和波动性的影响仅限于当期，对未来时期没有预测作用。何诚颖（2021）<sup>[28]</sup>的研究发现，投资者情绪对股票收益率的负面影响会受到套利活动的调节，在套利受限的股票组合中，这种负面影响更为明显。此外，除了对投资者情绪与股票收益等方面的研究，还有一些学者分析了投资者情绪与市场效率之间的关系，包括市场崩盘风险等因素。一些研究指出，投资者情绪加剧了市场同步波动，对市场效率产生负面影响（夏芳，2012<sup>[29]</sup>）。然而，也有研究显示情绪可能产生相反的效果（任永平和李伟，2020<sup>[30]</sup>）。这种差异可能源于市场层面的投资者情绪与市场效率负相关，而公司层面的情绪与效率关系并不明显（李昊洋等，2017<sup>[31]</sup>）。

从上述文献梳理可以看出，仅有的投资者情绪与市场定价效率关系的研究出现了相互矛盾的结果，可能的原因在于没有引入一些适当的调节变量，导致它们之间的关系并没有得到可信的解释。本研究将引入数字沟通信息量和数字沟通噪音这两个调节变量，对投资者情绪与市场定价效率的关系进行更加深入的分析。

## （三）数字化沟通

数字沟通通常被称为以计算机为媒介的沟通（CMC），是利用BBS、博客等基于互联网的社交平台进行沟通，以达到信息交换目的。相对于传统实地调研、电话会议、线下股东大会，数字沟通对股票市场同样具有不可忽略的影响。与线下沟通相比，数字沟通具有及时性、准确性、公开性等特点，并且平台自动地将沟通的过程记录后发布，真正意义上实现了“两人沟通，市场共享”的效果。而且，数字沟通具有非面对面的特性，使得用户将更多的注意力放在沟通的信息目标而非人际关系上，因此沟通的效率更高（谢天等，2009<sup>[32]</sup>）。

数字沟通通过情绪传递对人们的行为产生显著影响是一个不容忽视的现象（Derks，2008<sup>[1]</sup>）。在国外，Antweiler和Frank（2004）<sup>[33]</sup>的研究利用了150万条Yahoo股票论坛的数据，发现数字沟通平台上参与者的情绪变化对股市波动有重要影响。随着新媒体如Twitter的发展，Zhang等（2011）<sup>[34]</sup>的研究发现，Twitter上的情绪表达，如“希望”和“恐惧”，对美国股市有着重要的预测功能。更进一步的研究表明，利用Twitter情绪数据预测股市的准确率高达86.7%（Bollen等，2011<sup>[35]</sup>），并且具有高关注度的用户在情绪变化上具有较大的影响力（Sprenger，2014<sup>[36]</sup>）。Renault（2017）<sup>[37]</sup>则采用专业的股票微博客平台StockTwits，深入分析了情绪变化对日内交易者行为模式的影响，发现早期情绪的变化对市场回报有显著预测价值。在国内，随着研究者对这一领域关注度的提升，也有学者使用“股吧”等中国特色社交数据来分析股市行为，例如胡军等（2015）<sup>[38]</sup>和杨晓兰等（2016）<sup>[39]</sup>分别以微博和东方财富网股吧为研究对象，构建了投资者情绪指标，研究发现情绪变化对市场交易量有显著影响。这些研究都说明了数字沟通在影响金融市场方面存在重要的作用。

在电子商务领域，数字沟通主要以消费者网络口碑的形态存在，其中学者们普遍聚焦于沟通的数量（如点评数量）和质量（包括点评平均分，产品或信息的实用性等）（卢向华和冯越，2009<sup>[40]</sup>）。然而，在金融投资领域，数字沟通的特点是信息结构化程度较低，导致其效果难以直接量化。在金融领域的数字沟通研究中，学者们通常专注于探讨参与者的情绪，而较少关注沟通内容本身的价值。在以Twitter和东方财富网为代表的微博客沟通方式中，由于主要参与者

为相互匿名的中小投资者，缺乏可信内容的匿名互动导致沟通中包含大量的噪音，这在一定程度上限制了其在经济领域的影响力（Antweiler 和 Frank, 2004<sup>[33]</sup>）。相比之下，中国深交所的“互动易”和上交所的“e互动”作为一种强制要求上市公司高管参与的平台，具有信息披露性质的实名互动的可能对市场产生更显著的影响（卞世博等, 2022<sup>[41]</sup>）。

相对于以往文献，本研究将采用深交所“互动易”这一中国特色平台的微观文本作为样本，不仅在实名对话的背景下更准确测度了投资者情绪，还对数字沟通的内容进行分解，深入探讨数字沟通、投资者情绪与市场定价效率之间的复杂关系。这不仅能从沟通内容的视角来解释以往投资者情绪对市场定价效率影响相互的矛盾结果，还能更全面理解数字化沟通的经济价值，为政策制定者提供有价值的建议。

### 三、研究假设

本文的研究框架如图 1 所示，研究主要考虑了投资者情绪的消极性、沟通信息量、沟通噪音量以及市场定价效率这 4 个关键变量。通常情况下，信息在从发布源头到最终被受众接收的过程中，可能会遭遇失真、扭曲或延迟等多种问题，导致不同主体获取的信息在质量和数量上存在显著差异。根据传统理论，个体投资者的情绪通过影响其买卖策略和交易行为，可能对股市产生深远且复杂的影响。因此，本研究提出一个核心观点：投资者与上市公司间的互动沟通可能是情绪传导过程中的一个非常关键调节因素。在这一部分，我们尝试将数字沟通拆分为信息量和噪音量两个维度，并通过五项假设来探讨这些因素是如何相互作用的。

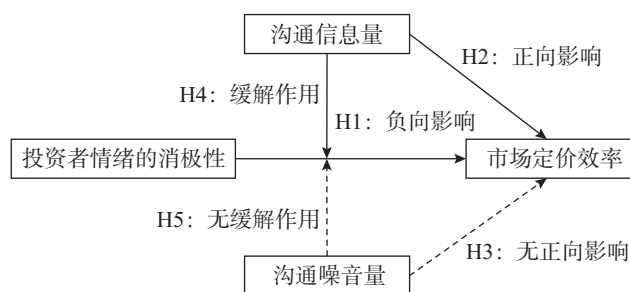


图 1 研究思路与研究假设

有效市场假说表明，股票价格所反映的信息量直接展现了市场定价效率。在强式有效市场中，股价理应迅速且全面地反映所有信息。但现实中，这一假设过于理想化，很难找到与之完美对应的实际案例。在

多数情况下，作为信息提供方的上市公司与作为接收方的投资者之间，存在显著的信息不对称。Attanasio (1990)<sup>[42]</sup>指出，市场信息不对称可能加剧资产价格的波动，因为非理性投资者不仅对信号反应，也对噪声反应。De Long 等 (1990)<sup>[43]</sup>提出了一个包含非理性投资者的模型，指出非理性的噪声交易者带有错误信念影响资产定价，创造了一种风险，阻止了理性套利者的行为，并导致价格与其基本价值发生显著偏离。

当公司的大部分投资者保持积极的情绪时，他们往往会主动搜集尽可能多的信息，并对信息进行认真的甄别处理，这可以使得公司的信息更多地融入到公司的股价中，体现出较高的定价效率。相反，当公司的投资者有较大的负面情绪时，他们不仅不会主动搜集更多信息，还会对被动呈现有价值的新信息反应迟钝，其投资行为更多地受到禀赋效应、羊群效应等情感相关的非理性行为的影响。这些行为导致一些新信息无法融入股价中，表现出股价对信息不敏感，降低市场的定价效率。

据此，本文提出假设 1：

**H1:** 投资者情绪的消极性对市场定价效率有负向影响，即投资者消极的情绪越严重，市场定价效率越低。

信息在资本市场的作用可根据其性质分为两类：一类是特质性信息，这类信息与各个公司的独特情况密切相关；另一类则是非特质性信息，它涉及整个市场或特定行业。公司特质性信息的融入程度直接影响股价的同步性。在这一过程中，投资者的决策扮演了关键角色。一方面，特质性信息往往体现了公司的核心竞争力，这些信息能够影响市场参与者对公司价值的判断和未来展望，从而引导他们作出相应的投资决策，有效提高信息传递效率。另一方面，非特质性信息反映了与公司本身关联度不大的信息，这些信息对定价效率而言没有明显的作用。

根据前述的分类标准，数字化沟通所涉及的内容可以被划分为两大类：沟通信息量和沟通噪音量，分别对应特质信息和非特质信息。沟通信息量主要指在互动交流中展现的特质性信息，这类信息通过投资者的交易行为在股价波动中得以体现。在投资者与上市公司高管进行沟通时，若投资者主要询问关于公司的特质性信息，并且高管以耐心和专业的态度回答这些问题，从而实现高质量的沟通，那么在这种情况下，

产生的特质性信息会较多。这些特质信息可能是通过沟通新挖掘出的，或者是将某些不确定的信息转变为更确定的信息。数字化沟通的特点在于，这些特质性信息不再仅仅为提问者所独有，而是向所有投资者开放共享，使得这些信息能够迅速融入股价。例如，在互动易新出现的问答会被东方财富等社交媒体迅速转发，从而被广大投资者所知晓。这种做法有效地降低了股价的同步性，并显著提升了市场定价效率。

相反，当投资者对公司高管提出与公司经营无关的问题，或是当公司高管以敷衍的方式回答投资者的问题时，这种沟通存在大量的、无效的噪音。在这些情况下，无论沟通的文本有多长，或者沟通时间有多长，都无法向市场传递出有信息量的信息。这种流于形式的沟通虽然也可以被更多的投资者所了解，但由于缺乏必要的信息量，其对提升市场定价效率将没有任何作用，无法对市场定价效率产生正向的影响。

据此，本文提出假设 2 和假设 3：

**H2：**数字化沟通的信息量对市场定价效率存在正向影响，即投资者与上市公司高管数字化沟通的信息量越高，市场的定价效率越高。

**H3：**数字化沟通的噪音量对市场定价效率无正向影响。

在当前信息密集的市场环境中，投资者面临着从大量市场信息中筛选和有效利用信息的挑战，这在情绪低落时尤为困难。低落的情绪状态可能导致投资者的决策没有充分地利用信息，从而影响市场的定价效率。高质量的数字沟通对安抚投资者将发挥着重要作用：当投资者情绪不稳定时，如果沟通中包含有关公司经营的有意义信息，以及对某些不确定传闻的确认，这不仅能安抚投资者，还能促进投资者主动忽略噪音，从而更有效利用信息，进而降低消极情绪对市场定价效率的干扰。优质的沟通使投资者能够更全面、细致和真实地理解公司的财务状况和业务运作。通过这种沟通，投资者的担忧得到缓解，投资信心得到增强，从而提高了投资决策的准确性。此外，这种“两人沟通，全网分享”的沟通策略不仅有利于更多的投资者产生类似的效果，还能阻断消极情绪的发酵，从而提高市场定价效率。

在投资者与上市公司之间的沟通中，如果交流只是表面上的走过场，或者投资者不断询问与公司运营无关或不重要的信息，这时的沟通包含大量的噪音（即不相关、无意义的或者重复的信息），显然是难

以有效缓解广大投资者的焦虑和紧张情绪对非理性决策的影响。在这种情况下，即使沟通文字的数量很多，也不太可能产生积极的影响。相反，沟通噪音太多甚至可能会放大投资者情绪的不良影响，导致市场的混乱和不确定性增加，从而引发市场定价效率下降。

据此，本文提出假设 4 和假设 5：

**H4：**数字化沟通的信息量对投资者情绪的消极性与市场定价效率的负向关系存在反向调节作用，即数字化沟通信息量越高，投资者情绪的消极性对市场定价效率的不利影响越弱。

**H5：**数字化沟通噪音量对投资者情绪的消极性与市场定价效率的负向关系不存在反向调节作用。

#### 四、研究设计

##### （一）研究变量定义

##### 1. 市场定价效率。

参照 Morck 等 (2020)<sup>[5]</sup> 和 Hutton 等 (2009)<sup>[10]</sup> 的研究，股票收益率受到两方面信息的影响：一类是与市场整体及所处行业密切相关的公共信息（或非特质信息）；另一类则是与个别公司具体情况紧密联系的私有信息（特质性信息）。因此，方程（1）的拟合优度  $R^2$  代表了股价同步性指标：

$$r_{i,s,t} = \alpha_{i,s} + \beta_1 r_{mar,s,t} + \beta_2 r_{ind,s,t} + \varepsilon_{i,w,t} \quad (1)$$

其中， $r_{i,s,t}$  表示公司  $i$  在  $s$  季度交易日  $t$  的收益率， $r_{mar,s,t}$  和  $r_{ind,s,t}$  分别是  $s$  季度交易日  $t$  的市场收益率和剔除了公司  $i$  行业收益率。 $r_{ind,s,t}$  计算方法如下：

$$r_{ind,s,t} = \frac{\sum_{k \in ind} W_{k,s,t} r_{k,s,t} - W_{i,s,t} r_{i,s,t}}{N_{ind} - 1} \quad (2)$$

其中， $W_{k,s,t}$  为公司  $k$  在季度  $t$  的交易日  $s$  收盘时按其流通市值占行业总市值（剔除了公司  $i$  后）的百分比， $N_{ind}$  为该行业上市公司的总数量（剔除了公司  $i$  后）。

计算了  $R^2$  后，采用 Morck 等 (2000)<sup>[5]</sup> 的处理方法，对  $R^2$  取对数处理，最终得到市场定价效率（记为  $MPE$ ）：

$$MPE = \text{Log} \left( \frac{1-R^2}{R^2} \right) \quad (3)$$

$MPE$  描述了市场定价效率的程度。当股价的同步性较高时，上市公司的股价包含更少的公司私有信息，从而意味着市场定价效率（ $MPE$ ）更低。

## 2. 投资者情绪的消极性。

本研究利用腾讯 AI 平台<sup>①</sup>来分析投资者与高管沟通内容情绪得分。具体方法为，将用户提问文本逐一提交给该接口判断出用户的情感倾向，得到每条信息的消极程度的概率。相对于自建机器学习模型运算，腾讯平台的 AI 模型能够依托腾讯公司旗下海量文本数据和庞大的算力资源，具有更准确的计算精度。得到每条信息的消极程度概率后，本文将投资者情绪的消极性 ( $NEG_{i,t}$ ) 定义为公司  $i$  在季度  $t$  内投资者询问高管文本情感负面倾向可能性概率 ( $NEG\_SENTI_{i,t}$ ) 的平均值，其取值范围是  $[0, 1]$ 。

$$NEG_{i,t} = \frac{\text{SUM}(NEG\_SENTI_{i,t})}{N_{i,t}} \quad (4)$$

## 3. 数字沟通。

对数字沟通文本信息的提取或量化目前主要有两种方法：一种是文本向量法 (Hanley 和 Hoberg, 2010<sup>[44]</sup>; 孟庆斌等, 2017<sup>[45]</sup>)，另一种是余弦法 (卞世博等, 2022<sup>[41]</sup>)。虽然余弦法能够根据向量的夹角判定是否答非所问，但面对本文这样聊天式的短文本沟通场合存在较大的缺陷。例如，回答者把问题重复一遍，会得到较高的相似度；而对于一些使用同义词或引申回答则会判定答非所问。因此，本文使用文本向量化方法对文本内容进行分离，得到沟通文本的信息量和噪音信息。

文本向量法具体步骤为：第一，在 Python 中利用分词工具 NLPIR 对沟通文本进行分词，建立总词库列表  $L_t = \{word_1, word_2, \dots, word_n\}$ 。第二，分别计算公司  $i$ ，其所在行业 (剔除  $i$ ) 和市场 (剔除  $i$ ) 在季度  $t$  内沟通词频 (标准化后) 的文本向量分别为  $N_{i,t}$ 、 $N_{ind,t}$  和  $N_{mar,t}$ 。其中， $N_{ind,t} = \frac{1}{P-1} \sum_{j=1, j \neq i}^P N_{i,t}$ ， $N_{mar,t} = \frac{1}{Q-P} \sum_{j=1, j \neq i}^{Q-P} N_{i,t}$ 。第三，对上述三个向量进行

OLS 回归，其回归方程为：

$$N_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 N_{ind,t} + \alpha_2 N_{mar,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中，残差绝对值  $|\varepsilon_{i,t}|$  表示无法被行业和市场所解释的部分，反映了沟通中的私有信息即数字沟通的信息量 ( $INFO_{i,t}$ )。虽然从理论上来说，只要回答的内容“牛头不对马嘴”，或者“胡说八道”，那么式 (5) 的残差也会很高。但是，与传统的匿名社交媒体不同，在互动易这样受到交易所和广大投资者监督的场合，上市公司无论如何也不会这样“胡说八道”的。在面对交易所的强制回复的要求，上市公司不想真正沟通时，可能会延迟沟通来减少沟通的频次，或者回答一些无用的“废话”，例如对一些传闻的求证只是简单回复“谢谢关注本公司”。根据 Littlejohn 和 Foss (2010)<sup>[46]</sup> 的观点，人类沟通中的噪音指的是任何干扰信息清晰接收的因素，如语言模糊、语义不明和冗余信息等。因此，沟通中不能带来信息量的信息，虽然可能带来一定的情绪价值，但从信息传递的角度来看它们就是噪音。这样的沟通要么缺乏实质内容，要么是存在于其他公司中的“客套话”，要么就是已有信息的重复，它可能会分散听众的注意力，降低信息传递的效率和清晰度。式 (5) 中  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  分别表示公司的信息量能够被行业和市场层所解释的部分，两者相加 ( $\alpha_1 + \alpha_2$ ) 表示信息传播过程中没有带来信息量的信息，可视为沟通中的噪音量 ( $NOIS_{i,t}$ )。另一个与沟通相关的变量是沟通的频次 ( $NUM_{i,t}$ )，用公司  $i$  在  $t$  期内沟通的次数来测度。

此外，本文参照 Hutton 等 (2009)<sup>[10]</sup> 和谭松涛等 (2016)<sup>[23]</sup> 的研究，选取了包括公司杠杆率 ( $LEV_{i,t}$ )、股权集中度 ( $CRI_{i,t}$ )、盈利能力 ( $ROA_{i,t}$ )、公司规模 ( $SIZE_{i,t}$ )、公司上市年龄 ( $AGE_{i,t}$ ) 和托宾  $Q$  ( $TBQ_{i,t}$ ) 等控制变量 (均滞后一期，并进行了对数化处理)。

变量的定义展示在表 1。

表 1 变量定义与说明

变量类型	变量名	含义
因变量	$MPE_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 的定价效率
自变量	$NEG_{i,t}$	公司 $i$ 的投资者在季度 $t$ 情绪消极概率的均值
	$INFO_{i,t}$	公司 $i$ 与投资者在季度 $t$ 数字沟通的私有信息量
	$NOIS_{i,t}$	公司 $i$ 与投资者在季度 $t$ 数字沟通的噪音量
	$NUM_{i,t}$	公司 $i$ 与投资者在季度 $t$ 数字沟通次数的对数

① <https://cloud.tencent.com/product/nlp>。

续前表

变量类型	变量名	含义
控制变量	$LEV_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 末的总负债与总资产之比
	$CRI_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 末前五大股东持股比例
	$ROA_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 末的净利润与总资产之比
	$SIZE_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 末流通市值的对数
	$AGE_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 时已上市的时间 (月) 的对数
	$TBQ_{i,t}$	公司 $i$ 在季度 $t$ 末的托宾 $Q$ 值

(二) 模型设定

为了检验假设 H1, 投资者情绪的消极性 ( $NEG_{i,t}$ ) 对市场定价效率 ( $MPE_{i,t}$ ) 的直接影响, 本文构建了式 (6), 控制变量除了表 1 所列内容外, 还包含了个体固定效应 ( $\mu_i$ ) 和时间固定效应 ( $TIME_t$ )。只要证明了  $\beta_1$  显著小于零, 即可证明 H1。式 (7) 对应 H2, 其自变量为数字沟通的信息量 ( $INFO_{i,t}$ ), 其他控制变量与式 (6) 相同, 只要  $\beta_2$  显著大于零, 假设 2 即可得证。同样, 式 (8) 中的自变量为数字沟通的噪音量 ( $NOIS_{i,t}$ ), 其他控制变量与式 (6) 相同, 需要证明  $\beta_3$  与零无差异即可证明 H3。式 (9) 将  $NEG_{i,t}$ 、 $INFO_{i,t}$  和  $NOIS_{i,t}$  同时放入了回归方程, 对假设 H1~H3 进行进一步确认, 考察它们是否同时成立。为了检验假设 4, 式 (10) 在式 (9) 的基础上加入了  $INFO_{i,t}$  与  $NEG_{i,t}$  的交互项, 只需要证明系数  $\beta_4$  显著小于零, 即可得证。式 (11) 中将沟通噪音量 ( $NOIS_{i,t}$ ) 与情绪指标 ( $NEG_{i,t}$ ) 的交互项纳入, 只要证明  $\beta_5$  为零无差异, 即可证明 H5 成立。式 (12) 则包含了全部的自变量、交互项和控制变量 (含个体固定效应和时间固定效应), 观察所有因素纳入时各假设是否依然成立, 初步验证结论的稳健性。

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (6)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_2 INFO_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (7)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_3 NOIS_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (8)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} + \beta_2 INFO_{i,t} + \beta_3 NOIS_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (9)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} + \beta_2 INFO_{i,t} + \beta_4 INFO_{i,t} \times NEG_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (10)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} + \beta_3 NOIS_{i,t} + \beta_5 NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (11)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} + \beta_2 INFO_{i,t} + \beta_3 NOIS_{i,t} + \beta_4 INFO_{i,t} \times NEG_{i,t} + \beta_5 NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t} + \gamma CONTROL_{i,t} + \sum TIME_t + \mu_i + e_{i,t} \quad (12)$$

(三) 数据来源

在中国, 深交所和上交所分别于 2010 和 2013 年先后开通了上市公司与股民的数字沟通平台“互动易”和“e 互动”, 两个平台功能和目的基本相似。受到算力资源的限制, 本研究难以同时收集和处理两个平台的大量数据。考虑到深交所覆盖的上市公司更多, 且“互动易”平台推出的时间更长, 能够覆盖数字沟通平台这一新兴事物更加完整的生命周期, 因此本文采用深交所“互动易”作为研究对象。样本涵盖了自“互动易”上线以来的 40 个季度 (2010—2019 年), 覆盖上市公司 2205 家, 互动沟通记录超过 300 万条。为了保证研究的有效性, 论文对初始样本进行了以下预处理: 第一, 为了避免新股效应, 仅保留上市年龄大于半年的公司; 第二, 排除了 ST 及 ST \* 股票的公司, 以降低异常值的影响; 第三, 淘汰了同期无股票交易数据的公司, 以保证研究的有效性。经过这些筛选步骤, 共获得 2 123 家有效公司样本, 依据证监会的行业分类标准, 将它们分为 19 个主要行业。此外, 剔除了只问不答的无效沟通数据, 剩余 269.79 万条有效的问答——对应的沟通数据。本文通过这些数据计算了市场定价效率、投资者情绪的消极性以及数字沟通的信息量和噪音量。所有其他控制变量数据来源于 Wind 数据库。

五、实证分析

(一) 描述性统计和相关系数

经过上述筛选和预处理后, 得到了共计 51 658 个样本。表 2 中提供了变量的描述性统计情况。从

表2中可以看出,主要变量的标准差较低,最小值和最大值都在合理的范围之内,极端值对回归的结果的潜在影响较小,这些都体现了观测值的多样性。

表2 变量的描述性统计

	Mean	Std	Min	Max	N
$MPE_{i,t}$	0.408 6	0.984 8	-3.194 0	7.737 8	51 638
$NEG_{i,t}$	0.332 9	0.127 5	0.007 0	0.993 6	51 638
$INFO_{i,t}$	1.201 1	0.299 8	0.591 5	4.414 6	51 638
$NOIS_{i,t}$	1.000 0	0.161 5	0.000 0	2.437 8	51 638
$NUM_{i,t}$	3.406 5	1.322 5	0.000 0	7.796 5	51 638
$LEV_{i,t}$	39.141 5	31.693 5	-8.719 5	3 443.177 0	51 638
$CRI_{i,t}$	53.446 6	14.713 7	6.640 0	93.496 0	51 638
$ROA_{i,t}$	1.109 2	5.385 0	-194.288 1	983.422 4	51 638
$SIZE_{i,t}$	22.426 6	0.886 9	20.071 5	26.666 3	51 638
$AGE_{i,t}$	4.272 3	0.944 1	1.791 8	5.846 4	51 638
$TBQ_{i,t}$	2.267 8	3.679 2	0.152 8	636.685 1	51 638

为了探究不同变量间的相互关系,本研究对自变量和控制变量进行了相关性分析,结果<sup>①</sup>表明,在同一模型内,回归变量间的相关系数的绝对值均未超过0.4。此外,通过变异膨胀因子(VIF)检验发现,其最大值为3.48,低于通常设定的10的临界值。这些结果表明,多重共线性问题不会对研究结果产生显著影响。

(二) 基准回归结果

首先,本文对模型和样本进行了豪斯曼检验,检验的结果显示,卡方值为119.72,且在1%的统计水平以上显著,因此应该采用固定效应模型。因此,为了避免同源方程的影响,本文采用了稳健的固定效应模型,式(6)~式(9)对应模型1~模型4的回归结果,展示在表3。

表3 基准回归的结果

变量	因变量 $MPE$			
	模型1	模型2	模型3	模型4
$NEG_{i,t}$	-0.190 5*** (0.029 4)			-0.190 7*** (0.029 5)
$INFO_{i,t}$		0.123 4*** (0.023 5)		0.135 2*** (0.024 4)
$NOIS_{i,t}$			-0.006 0 (0.025 5)	-0.042 8 (0.026 5)
$NUM_{i,t}$	0.000 1 (0.003 7)	0.024 1*** (0.005 9)	0.000 1 (0.000 0)	0.025 2*** (0.005 9)
$LEV_{i,t}$	0.000 6*** (0.000 2)	0.000 6*** (0.000 2)	0.000 6*** (0.000 2)	0.000 6*** (0.000 2)
$CRI_{i,t}$	0.009 0*** (0.000 6)	0.009 1*** (0.000 6)	0.009 1*** (0.000 6)	0.008 9*** (0.000 6)
$ROA_{i,t}$	0.004 3*** (0.000 7)	0.004 4*** (0.000 7)	0.004 4*** (0.000 7)	0.004 3*** (0.000 7)

① 受篇幅所限,文中未列出相关性分析结果,感兴趣的读者可联系作者索取。

续前表

变量	因变量 $MPE$			
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
$SIZE_{i,t}$	-0.008 6 (0.009 5)	-0.007 2 (0.009 5)	-0.007 5 (0.009 5)	-0.008 6 (0.009 5)
$AGE_{i,t}$	0.067 0*** (0.013 1)	0.064 9*** (0.013 0)	0.066 8*** (0.013 0)	0.063 7*** (0.013 0)
$TBQ_{i,t}$	0.005 2*** (0.001 3)	0.005 0*** (0.001 3)	0.005 1*** (0.001 3)	0.005 1*** (0.001 3)
个体固定效应	Y	Y	Y	Y
时间固定效应	Y	Y	Y	Y
$C$	-0.135 5 (0.214 5)	-0.306 0 (0.213 2)	-0.224 7 (0.214 7)	-0.331 5 (0.218 0)
$Adj-R^2$	0.369 7	0.369 5	0.369 2	0.370 1
$N$	51 638	51 638	51 638	51 638

注：括号内为参数对应标准差；\* $p < 0.10$ ，\*\* $p < 0.05$ ，\*\*\* $p < 0.01$ 。下同。

模型 1 基于方程 (7) 建立，旨在探究投资者情绪的消极性 ( $NEG_{i,t}$ ) 对市场定价效率 ( $MPE_{i,t}$ ) 的影响。该模型显示出 0.37 的整体拟合优度，表明模型具有一定的解释力。其中， $NEG_{i,t}$  的回归系数为 -0.19，这意味着投资者情绪的消极性每增加 1 个单位，股票市场的定价效率就降低 0.19 个单位，并且这一结果在 1% 的水平上显著。因此，研究的假设 H1 得到了验证。

模型 2 基于式 (8) 建立，可分析数字沟通的信息量 ( $INFO_{i,t}$ ) 对市场定价效率 ( $MPE_{i,t}$ ) 的影响。结果揭示， $INFO_{i,t}$  对市场定价效率  $MPE_{i,t}$  产生显著的正向影响，其系数的值为 0.12，达到了 0.01 的统计显著性水平。这一结果意味着，信息含量丰富的数字沟通能够有效减少市场信息的不透明性，缓解信息不对称的问题，确保公司层面的重要信息能够更迅速地融入股价中。因此，假设 H2 也得到了支持。

模型 3 基于式 (9) 引入了沟通噪音 ( $NOIS_{i,t}$ ) 这一关键变量。其回归系数不仅很小，且没有通过显著性水平为 0.1 的统计检验，表明其与 0 的差异并不显著，这意味着沟通噪音 ( $NOIS_{i,t}$ ) 对市场定价效率 ( $MPE_{i,t}$ ) 无正面影响。这一发现清楚地表明，仅仅提高沟通的内容量，并不足以有效地提升市场定价效率。这一结果对于监管机构来说是一个重要的启示：在评估上市公司在“互动易”等平台的沟通表现时，不应单纯以沟通文字数量或者时长作为衡量标准。因为大量但缺乏实质内容的沟通无法对市场定价效率产生积极影响。因此，假设 H3 得到了支持。

模型 4 综合了式 (7)~式 (9)，将投资者情绪的消极性 ( $NEG_{i,t}$ )、数字沟通的信息量 ( $INFO_{i,t}$ ) 和数字沟通的噪音 ( $NOIS_{i,t}$ ) 放在同一个回归方程中。结果显示，三个变量的系数和显著性没有发生明显变化，表明假设 H1~H3 成立的结论具有稳健性。在控制变量中，沟通频数 ( $NUM_{i,t}$ ) 对市场定价效率有显著正向影响，表明进行经常沟通是非常有必要的，它能够在一定程度上减少信息不对称程度。公司杠杆率、股权集中度、盈利能力、公司上市年龄和公司的托宾 Q 值对市场定价效率均有显著正面影响，且都在 1% 的统计水平上显著；公司规模对市场定价效率影响虽然为负，但并没有在 10% 的统计水平上显著。

### (三) 调节效应检验

为了检验假设 H4，表 4 中的模型 5 按照式 (10) 进行回归。结果显示， $INFO_{i,t} \times NEG_{i,t}$  的系数显著性水平达到了 0.01，其值为 0.26。这表明增加数字沟通的信息量有助于缓解投资者情绪消极性的负面影响。这一结果表明，通过提供内容丰富、信息量大的高质量沟通，上市公司能够有效地缓解投资者的消极情绪，并更有效地将公司特质信息融入股价中。因此，假设 H4 得到了验证。为了验证假设 H5，模型 6 按照式 (11) 进行回归。在控制了核心变量、公司所属行业效应和时间效应后，回归结果揭示了  $NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t}$  在影响市场定价效率 ( $MPE_{i,t}$ ) 上的系数在 10% 的置信水平上并不显著。从这个结果来看，假设 H5 也得到了支持。

表 4 调节效应的回归结果

变量	因变量 $MPE_{i,t}$			
	模型 5	模型 6	模型 7	模型 8
$NEG_{i,t}$	-0.271 4*** (0.037 1)	-0.187 5*** (0.029 6)	-0.288 6*** (0.037 6)	-0.255 4*** (0.037 0)
$INFO_{i,t}$	0.136 5*** (0.0244 2)	0.135 1*** (0.024 4)	0.136 7*** (0.024 4)	0.163 4*** (0.023 8)
$NOIS_{i,t}$	-0.042 7 (0.026 5)	-0.042 2 (0.026 5)	-0.041 3 (0.026 5)	-0.036 4 (0.025 6)
$INFO_{i,t} \times NEG_{i,t}$	0.263 9*** (0.073 8)		0.340 8*** (0.078 5)	0.302 6*** (0.077 6)
$NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t}$		-0.188 6 (0.124 0)	-0.381 9*** (0.131 7)	-0.343 8*** (0.130 6)
控制变量	Y	Y	Y	Y
个体固定效应	Y	Y	Y	Y
时间固定效应	Y	Y	Y	Y
C	-0.309 0 (0.218 1)	-0.336 4 (0.218 0)	-0.312 3 (0.218 0)	0.157 5 (0.188 8)
$Adj-R^2$	0.370 2	0.370 1	0.370 3	—
N	51 638	51 638	51 638	51 638

在表 4 的模型 7 中，根据式 (12)，我们将所有变量及其交互项纳入回归分析。分析结果显示假设 H1~H5 的所有结论均得到了进一步的验证。表 4 中的模型 8 根据式 (12) 应用了面板 Tobit 模型进行估计。之所以采用此模型，是因为投资者情绪消极性、数字沟通信息量和数字沟通噪音量的取值均为正数，可能导致估计误差，而 Tobit 模型能够有效克服这一问题。Tobit 模型的结果表明，所有结论均得到了验证，显示出本研究结论的稳健性。

(四) 稳健性检验

为了进一步进行稳健性验证，本研究采纳了样本拆分和变量替换等方法进行了更深入的稳健性检验。首先，本文从变量替换的角度，本研究将投资者情绪消极性改用 python 中的中文情感分析模块 SnowNlp 经人工标注的样本训练后进行测度 (定义为  $NEG2_{i,t}$ )；将信息量改用余弦法来衡量沟通的信息量 (这也是另外一种常见的测度文本信息的方法，定义为  $INFO2_{i,t}$ )；并将沟通噪音量的度量方式更换为沟通的客套话来测度 (根据公司回复文本的分词结果，得到排名前五的词汇列表 (“您好” “公司” “谢谢您” “感谢您” “关注”)，这些客套话代表了无意义的信息。虽然从人际关系的维护和社交礼仪的角度看，上述词汇可能有一定情绪价值。但从信息传播的

角度，它们可能阻碍对核心话题的讨论，使得沟通效率降低，因此可以视为沟通中的噪音。将当期该公司沟通文字中出现在列表中的词汇计数得到  $NOIS2_{i,t}$ 。替换变量后分析的结果表明，即使在调整之后，关键变量的回归结果依然稳定。

其次，本研究将样本按上市公司产权性质是否为国有企业拆分为两个子样本，对这两个子样本分别计算。这些模型的数据表明，所有的假设对子样本仍然成立。

(五) 内生性检验

1. 工具变量检验。

本文测度的数字沟通的信息量和噪音信息基于投资者和上市公司高管相对客观的自由表达，具有一定的外生性。但是，投资者情绪的消极性可能受到股票行情等因素的影响，可能存在内生性问题，导致对估计结果产生影响。为了排除这种影响，本研究需要寻找几个与市场定价效率无直接相关性但与投资者情绪的消极性有直接联系的变量，用以作为工具变量。遵循工具变量选择的标准，我们选定了股票代码中是否包含数字 8 ( $iv1$ ) 和是否为大盘股 ( $iv2$ ) 作为研究的工具变量。选择这些变量的理由包括：(1) 在汉语文化中，投资者普遍对含数字 8 的股票代码抱有特殊情感和期望，可能导致投资者的数字崇拜 (赵静

梅和吴风云, 2009<sup>[47]</sup>), 这种数字崇拜主要通过影响投资者情绪进而影响市场的定价效率。(2) 大公司由于业务范围广泛和投资者众多, 可能导致投资者情绪存在更高的相互传染的可能性; 是否大盘股对市场定价效率也存在影响, 但这种非理性影响的微观机制主要是通过投资者情绪来传递。(3) 在本研究的样本期间内, 股票代码中是否包含数字 8 和是否为大盘股这些因素变化的可能性极低, 具有相对的外生性。考虑到本研究所用的面板数据, 这两个变量不随时间改变, 为确保固定效应能够显现, 本研究借鉴陈硕和陈婷 (2014)<sup>[48]</sup> 的方法, 将时间趋势与这两个变量相乘, 从而获得相应的两个交互工具变量。

在本研究中, 我们采用了两阶段最小二乘法 (2SLS) 模型进行估计。该模型的第二阶段回归结果以及对工具变量的检验结果呈现在表 5 的模型 18 和

模型 19 中。为了规避潜在的反向因果问题, 我们还在表 5 中展示了使用工具变量滞后一期的回归结果, 具体见模型 20 和模型 21。从模型 18 和模型 20 估计结果来看, 在考虑了上述工具变量以及它们的滞后一期影响之后, 投资者情绪的消极性、沟通信息量和市场定价效率的关系得到了保持, 由此进一步验证了假设 H1、H2 和 H4 的成立。在模型 19 和模型 21 中, 虽然数字沟通的噪音量对市场定价效率没有直接影响, 也没有减缓投资者情绪负向影响定价效率的关系, 但是它加剧了投资者情绪负向影响定价效率, 表明沟通中所传递的噪音对市场而言并不一定完全是中性的, 假设 H3 和 H5 也得到了支持。同时, 所采用的两个工具变量均通过了弱工具变量检验、识别不足检验 (均高于 Stock-Yogo 提出的 25% 阈值要求) 和过度识别检验, 这进一步证明了结论的可靠性。

表 5 工具变量回归结果

	因变量 $MPE_{i,t}$			
	模型 18	模型 19	模型 20	模型 21
$NEG_{i,t}$	-7.459 2*** (2.094 9)	-11.749 2*** (3.450 7)	-6.486 0*** (2.080 6)	-8.956 2*** (2.859 6)
$INFO_{i,t}$	0.145 9*** (0.047 2)	0.219 1*** (0.059 6)	0.123 9*** (0.046 5)	0.197 3*** (0.053 3)
$NOIS_{i,t}$	0.076 8 (0.063 3)	0.101 7 (0.066 3)	0.104 0 (0.067 0)	0.088 2 (0.058 3)
$INFO_{i,t} \times NEG_{i,t}$		15.134 7*** (4.453 1)		11.531 1*** (3.662 8)
$NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t}$		-6.724 6*** (1.942 6)		-5.288 7*** (1.622 6)
控制变量	Y	Y	Y	Y
个体固定效应	Y	Y	Y	Y
时间固定效应	Y	Y	Y	Y
常数项	Y	Y	Y	Y
观察项	51 638	51 638	51 638	51 638
Kleibergen-Paap rk LM	18.169***	15.743***	16.655***	16.731***
Cragg-Donald Wald	12.439***	8.242 0 <sup>+</sup>	10.898 <sup>++</sup>	8.825 <sup>+</sup>
Kleibergen-Paap rk Wald	9.072 0 <sup>++</sup>	7.870 0 <sup>+</sup>	8.327 0 <sup>+</sup>	8.370 0 <sup>+</sup>
Hansen J	0.354 0	0.177 0	0.004 0	0.014 0

注: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ , +++ $p < 0.15$ , ++ $p < 0.20$ , + $p < 0.25$ 。

## 2. 广义双重差分检验。

广义双重差分模型 (Generalized Difference-in-Differences, GDID) 通常用于处理观测数据中的非随机选择问题和变量的内生性问题。这种模型通过比较处理组和对照组在干预前后的变化来估计干预效应的

因果影响。一般而言, 当资本市场处于熊市阶段时, 投资者的情绪往往较为低落, 可以视为一种干预效应。这时, 投资者情绪对市场定价效率往往存在更大的负面作用。可以进一步判断, 在这样的市场环境中, 沟通的信息量理论上将发挥更大的作用。因此, 本文

根据宏观经济下行趋势和深圳交易所的深圳成分指数的走势，将样本期间的 2015—2019 连续 5 年划分为熊市（即定义该 5 年内变量  $POST$  为 1，其他年份为 0），对本文相关变量的内生性进行检验。参照李青原等（2022）<sup>[49]</sup> 的研究，设定 GDID 模型如下：

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} \times POST + \gamma CONTROL_{i,t-1} + \sum TIME_t + \mu_i + \tau_t + e_{i,t} \quad (13)$$

$$MPE_{i,t} = \alpha + \beta_1 NEG_{i,t} \times POST + \beta_2 INFO_{i,t} \times POST + \beta_3 NOIS_{i,t} \times POST + \beta_4 INFO_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST + \beta_5 NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST + \beta CONTROL_{i,t-1} + \sum TIME_t + \mu_i + \tau_t + e_{i,t} \quad (14)$$

首先对变量进行平行趋势检验。本文将式（13）的时间虚拟变量  $POST$  分别拆分为  $POST^{-1}$ 、 $POST^0$ 、 $POST^{+1}$  和  $POST^{+2}$ ，当观测期处于熊市前 1 期时， $POST^{-1}$  取值 1，否则取值 0；当观测期处于熊市当期、后 1 期、后 2 期及其后时， $POST^0$ 、 $POST^{+1}$  和  $POST^{+2}$  分别取值 1，否则分别取值 0。将这些变量分别与  $NEG$  进行交乘，代入模型（13）进行检验，结

果表明平行趋势假设得到满足。然后，对式（14）进行计算得到结果见表 6。从表 6 可以看出，模型 22 中  $NEG_{i,t} \times POST$  的系数显著为负，表明在熊市到来后，投资者情绪对市场定价效率确认存在更加显著的影响。不仅如此，模型 23 中的  $INFO_{i,t} \times POST$  的系数显著为正，表明数字沟通的信息量对市场定价效率的影响也随着熊市的到来得以强化。模型 24 将假设 H1、H2 和 H3 所涉及的三个变量与  $POST$  交互项都放入回归模型中，结果显示，模型 22 和模型 23 的结论没有改变，且熊市到来后噪音对市场定价效率仍然没有影响。同样，模型 25 将假设 H4 所涉及的乘积项与  $POST$  进行乘积，从结果可以看出， $INFO_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST$  的结果显著为正，表明熊市到来后，沟通信息量对投资者情绪影响市场定价效率的调节作用也得到了进一步的提升。在模型 26 中， $NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST$  的系数仍然为不显著，表明进入熊市后噪音对投资者情绪影响市场定价效率仍然没有反向调节作用。以上的结果表明，假设 H1~H5 在引入熊市这一干预效应后仍然保持成立，采用 GDID 进行的内生性检验得以通过。

表 6 双重差分回归结果

	因变量 $MPE_{i,t}$				
	模型 22	模型 23	模型 24	模型 25	模型 26
$NEG_{i,t} \times POST$	-0.242 9*** (0.065 1)		-0.266 1*** (0.065 0)	-0.399 1*** (0.078 6)	-0.398 6*** (0.079 4)
$INFO_{i,t} \times POST$		0.289 4*** (0.029 2)	0.300 2*** (0.030 5)	0.294 3*** (0.029 3)	0.300 7*** (0.030 5)
$NOIS_{i,t} \times POST$			-0.388 9 (0.522 2)		-0.038 7*** (0.052 2)
$INFO_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST$				0.498 6*** (0.165 0)	0.495 7*** (0.176 6)
$NOIS_{i,t} \times NEG_{i,t} \times POST$					0.013 0 (0.300 5)
乘积项单项	Y	Y	Y	Y	Y
控制变量	Y	Y	Y	Y	Y
个体固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
时间固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
行业固定效应	Y	Y	Y	Y	Y
常数项	Y	Y	Y	Y	Y
$Adj-R^2$	0.212 3	0.213 6	0.213 9	0.214 0	0.214 0
观察项	51 638	51 638	51 638	51 638	51 638

## 六、结论与政策建议

本文通过分析 2010—2019 年“互动易”平台上超过三百万条高质量文本数据，构建了情绪和信息含量的度量指标，以探究投资者情绪的消极性、数字沟通与市场定价效率之间的理论联系。根据预先设定的假设，实证分析揭示了三个主要的结论：第一，投资者情绪的消极性对市场定价效率存在显著的负向影响。这表明，当投资者情绪越趋消极时，其有效利用信息的能力越弱，股价反映的信息含量减少，从而降低了资源配置的效率。第二，投资者与上市公司间的数字化沟通信息量不仅能直接提升市场的定价效率，而且还能间接减轻消极情绪的不良影响。第三，虽然数字化沟通的噪音量对市场定价效率没有产生显著的负向影响，但是噪音的增多可能会加剧投资者消极情绪对市场定价效率的负面影响。此外，研究过程中还发现，投资者与上市公司的沟通频次对市场定价效率有一定的正向影响，增加沟通的次数是必要的。

基于此，本文提出以下政策建议：

第一，正确认识数字沟通的作用，稳定国内资本市场环境。在当前充满不确定性的全球经济形势下，资本市场特别容易受到极端情绪的冲击，这类情绪有时会引起市场剧烈波动，导致市场配置金融资源的功能发生紊乱。在这种环境下，正确理解并有效运用数字化沟通，对于稳定国内资本市场环境显得尤为重要。本研究揭示了富含信息的数字化沟通在阻断这种极端情绪带来的市场后果方面的成效。与传统的线下会议相比，数字化沟通大大拓宽了信息传播的范围，提升了沟通的透明度和效率。通过这种方式，更多投资者能够及时获得关键信息，有效减少误解和冲动反应，维护市场的秩序和稳定性。因此，政府和市场监管机构不仅应鼓励上市公司加强与投资者的数字沟通，也需强化自身与投资者间的数字交流，最大限度地传递市场化改革和其他重要信息，稳定投资者预期。这不仅有助于提高市场的透明度和信息对称性，还能在一定程度上缓解由于外部不确定性因素所引发的市场动荡，为投资者提供一个更加稳定、可预测的投资环境。

第二，提升数字沟通的信息量，优化公司信息披露制度。在数字化基础设施日趋完善的今天，企业尤其是上市企业的各类信息正以前所未有的速度被释

放，随之而来的是大量的信息噪音。本研究发现，尽管沟通中的噪音增多可能并不具有实质意义，甚至可能产生负面的市场影响，但加强沟通频率对于市场资源配置效率具有一定的积极作用。因此，对上市公司来说，优化数字化信息披露，提升数字沟通的信息量显得尤为重要。一方面，上市公司需充分利用每一次数字化沟通的机会，深刻理解并有效运用“两人沟通，全网共享”的模式，及时地回应和化解市场中的信息噪音。通过这样主动的沟通策略，公司能在复杂的市场信息环境中减少误解和不确定性，提高沟通信息的质量。另一方面，上市公司在运用数字化沟通释放信息时，应坚持“简明清晰、内容丰富”的原则。这不仅是为了提升沟通的信息量，更是为了优化上市公司的信息披露机制，使沟通的信息更加全面、及时且有效。上市公司通过提供社会责任、财务状况、市场战略和业务运营等方面的非涉密的细节信息，不仅可以增加公司的透明度，还能与投资者建立起良好的情感联系，避免公司的股价受到消极情绪的影响。与此同时，交易所和监管机构应充分利用数字技术加强对企业数字化信息披露的监管。例如，通过引入 AI、区块链、元宇宙等新兴科技，在信息披露制度的发布渠道、内容监管和信息溯源方面发挥更大的作用。

第三，整合数字化沟通的平台，完善市场资源配置效率。在数字经济的背景下，投资者不再满足于单向的信息披露。数字化沟通为投资者提供了便捷的途径，在获取公司动态、行业趋势和市场分析等重要信息时能够进行双向反馈。在信息技术不断进步的当下，这种沟通方式格外适应快速变化的市场环境，能够即时传递关键信息，助力投资者作出更加理智和精准的决策。然而，数字化平台的多元化同时也带来了挑战。例如，除了交易所主板的“互动易”和“e 互动”，市场上还有诸如东方财富、雪球、同花顺、新浪财经等多个专注于数字化沟通的平台。在这些平台上，任何沟通内容都能被广泛共享，但缺乏对信息真实性的严格审核可能放大了信息噪音的影响，甚至可能导致投资者情绪的不稳定，对市场资源配置效率造成不利影响。因此，有必要由政府来整合和规范这些金融数字沟通平台的内容标准。一种可行的方法是通过 AI 辅助和人工的结合，为每条沟通内容设置“已核实”和“未核实”的标签，以此筛选和突显真实信息，减少信息噪音。这种做法不仅有助于阻断消极

情绪的积累,还能够有效提升市场的定价效率。通过这种监管和引导,数字化沟通将更能发挥其在市场信息传递中的积极作用,为提高市场整体的资源配置效率发挥积极的作用。

## 参考文献

- [1] 金立印. 服务接触中的员工沟通行为与顾客响应 [J]. 经济管理, 2008 (10): 28-35.
- [2] Derks D, Fischel A H, Arjan E R B. The Role of Emotion in Computer Mediated Communication: A Review [J]. Computers in Human Behavior, 2008 (24): 766-785.
- [3] Fama E F. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work [J]. Journal of Finance, 1970, 25 (2): 383-417.
- [4] Roll R. R<sup>2</sup> [J]. The Journal of Finance, 1988, 43 (3): 541-566.
- [5] Morck R, Yeung B, Yu W. The Information Content of Stock Markets: Why Do Emerging Markets Have Synchronous Stock Price Movement? [J]. Journal of Financial Economics, 2000 (1/2): 215-260.
- [6] West K D. Dividend Innovations and Stock Price Volatility [J]. Econometrica, 1988, 56 (1): 37-61.
- [7] Durnev A, Morck R, Yeung B. Does Greater Firm-specific Return Variation Mean More or Less Informed Stock Pricing? [J]. Journal of Accounting Research, 2003 (5): 797-836.
- [8] Jin L, Myers S C. R<sup>2</sup> around the World: New Theory and New Tests [J]. Journal of Financial Economics, 2006, 79 (2): 257-292.
- [9] Bris A, Goetzmann W N, Zhu N. Efficiency and The Bear: Short Sales And Markets Around The World [J]. The Journal of Finance, 2007 (3): 1029-1079.
- [10] Hutton A P, Marcus A J, Tehranian H. Opaque Financial Reports, R2, and Crash Risk [J]. Journal of Financial Economics, 2009 (1): 67-86.
- [11] Wurgler J. Financial Markets and the Allocation of Capital [J]. Journal of Financial Economics, 2000 (58): 187-214.
- [12] Chen Q, Goldstein I, Jiang W. Price Informativeness and Investment Sensitivity to Stock Price [J]. Review of Financial Studies, 2007 (20): 619-650.
- [13] Chun H, Kim J W, Morck R. Creative Destruction and Firm-specific Performance Deterogeneity [J]. Journal of Financial Economics, 2008 (89): 109-135.
- [14] 朱红军, 何贤杰, 陶林. 中国的证券分析师能够提高资本市场的效率吗 [J]. 金融研究, 2007 (2): 110-121.
- [15] 黄俊, 郭照蕊. 新闻媒体报道与资本市场定价效率 [J]. 管理世界, 2014 (5): 121-130.
- [16] 李志生, 陈晨, 林秉旋. 卖空机制提高了中国股票市场的定价效率吗? [J]. 经济研究, 2015 (4): 165-177.
- [17] 孔东民, 孔高文, 刘莎莎. 机构投资者、流动性与信息效率 [J]. 管理科学学报, 2015 (3): 1-15.
- [18] 王立章, 王咏梅, 王志诚. 控制权、现金流权与股价同步性 [J]. 金融研究, 2016 (5): 97-110.
- [19] 陈冬华, 姚振晔. 政府行为必然会提高股价同步性吗? ——基于我国产业政策的实证研究 [J]. 经济研究, 2018 (12): 112-128.
- [20] 何贤杰, 王孝钰, 孙淑伟. 网络新媒体信息披露的经济后果研究——基于股价同步性的视角 [J]. 管理科学学报, 2018 (6): 43-59.
- [21] 伊志宏, 杨圣之, 陈钦源. 分析师能降低股价同步性吗 [J]. 中国工业经济, 2019 (1): 156-173.
- [22] 吴武清, 赵越, 闫嘉文. 分析师文本语调会影响股价同步性吗? [J]. 管理科学学报, 2020 (9): 108-126.
- [23] 谭松涛, 阚铄, 崔小勇. 互联网沟通能够改善市场信息效率吗? [J]. 金融研究, 2016 (3): 174-188.
- [24] Barberis N, Shleifer A, Vishny R. A Model of Investor Sentiment [J]. Journal of Financial Economics, 1998, 49 (3): 307-343.
- [25] 王美今, 孙建军. 中国股市收益、收益波动与投资者情绪 [J]. 经济研究, 2004 (10): 75-83.
- [26] 尹海员, 吴兴颖. 投资者高频情绪对股票日内收益率的预测作用 [J]. 中国工业经济, 2019 (8): 80-98.
- [27] 部慧, 解峥, 李佳鸿. 基于股评的投资者情绪对股票市场的影响 [J]. 管理科学学报, 2018 (4): 86-101.
- [28] 何诚颖. 投资者情绪、有限套利与股价异象 [J]. 经济研究, 2021 (1): 58-73.
- [29] 夏芳. 盈余管理、投资者情绪与股价“同涨同跌” [J]. 证券市场导报, 2012 (8): 49-56.
- [30] 任永平, 李伟. 经济政策不确定性、投资者情绪与股价同步性 [J]. 上海大学学报 (自然科学版), 2020 (10): 769-781.
- [31] 李昊洋, 程小可, 郑立东. 投资者情绪对股价崩盘风险的影响研究 [J]. 软科学, 2017 (7): 98-102.
- [32] 谢天, 郑全全, 陈华娇. 以计算机为媒介的沟通对人际交流关系的影响 [J]. 心理科学, 2009 (1): 184-186.
- [33] Antweiler W, Frank M Z. Is All That Talk Just Noise? [J]. The Journal of Finance, 2004, (3): 1259-1294.
- [34] Zhang X., Fuehres H, Gloor P A. Predicting Stock Market Indicators Through Twitter [J]. Procedia-social and Behavioral Sciences, 2011 (26): 55-62.
- [35] Bollen J, Mao H, Zeng X. Twitter Mood Predicts the Stock Market [J]. Journal of Computational Science, 2011 (2): 1-8.
- [36] Sprenger T O. News or Noise? [J]. Journal of Business Finance & Accounting, 2014 (7): 791-830.

(下转第102页)

- 2020, 37: 101378.
- [15] Williams C D. Asymmetric Responses to Earnings News: A Case for Ambiguity [J]. *The Accounting Review*, 2015, 90 (2): 785-817.
- [16] Antoniou C, Harris R D F, Zhang R. Ambiguity Aversion and Stock Market Participation: An Empirical Analysis [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2015, 58: 57-70.
- [17] Li Y, Yang L. Prospect Theory, The Disposition Effect, and Asset Prices [J]. *Journal of Financial Economics*, 2013, 107 (3): 715-739.
- [18] 梁超, 魏宇, 马锋, 等. 投资者关注对中国黄金价格波动率的影响研究 [J]. *系统工程理论与实践*, 2022 (2): 320-332.
- [19] 王晓宇, 杨云红. 经济政策不确定性如何影响股价同步性? ——基于有限关注视角 [J]. *经济科学*, 2021 (5): 99-113.
- [20] 郭娜, 胡丽宁, 田青. 经济政策不确定性、共同信息溢出与股市行业极端风险共振 [J]. *经济体制改革*, 2024 (1): 151-159.
- [21] 冯燕妮, 莫璇, 李翔. 经济政策不确定性能否驱动股市系统性风险? ——基于贝叶斯估计的时变 beta 检验 [J]. *中央财经大学学报*, 2020 (6): 29-38.
- [22] Engle R F, Rangel J G. The Spline-GARCH Model for Low-frequency Volatility and Its Global Macroeconomic Causes [J]. *Review of Financial Studies*, 2008, 21 (3): 1187-1222.
- [23] Engle R F, Ghysels E, Sohn B. Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2013, 95 (3): 776-797.
- [24] 郑挺国, 尚玉皇. 基于宏观基本面的股市波动度量与预测 [J]. *世界经济*, 2014 (12): 118-139.
- [25] Liu L, Zhang T. Economic Policy Uncertainty and Stock Market Volatility [J]. *Finance Research Letters*, 2015, 15: 99-105.
- [26] 雷立坤, 余江, 魏宇, 等. 经济政策不确定性与我国股市波动率预测研究 [J]. *管理科学学报*, 2018 (6): 88-98.
- [27] Knight F. Risk, Uncertainty and Profit [J]. *Social Science Electronic Publishing*, 1921 (4): 682-690.
- [28] Segal G, Shaliastovich I, Yaron A. Good and Bad Uncertainty: Macroeconomic and Financial Market Implications [J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 117 (2): 369-397.
- [29] Li T, Ma F, Zhang X, Zhang Y. Economic Policy Uncertainty and the Chinese Stock Market Volatility: Novel Evidence [J]. *Economic Modelling*, 2020, 87: 24-33.
- [30] Amendola A, Candila V, Gallo G M. On the Asymmetric Impact of Macro-variables on Volatility [J]. *Economic Modelling*, 2019, 76: 135-152.
- [31] 龚玉婷, 陈强, 郑旭. 谁真正影响了股票和债券市场的相关性? ——基于混频 Copula 模型的视角 [J]. *经济学 (季刊)*, 2016 (3): 1205-1224.
- [32] Huang Y, Luk P. Measuring Economic Policy Uncertainty in China [J]. *China Economic Review*, 2020, 59: 101367.
- [33] Raftery A E. Bayesian Model Selection in Social Research [J]. *Sociological Methodology*, 1995, 25: 111-195.

(责任编辑: 李 晟 张安平)

## (上接第 49 页)

- [37] Renault T. Intraday Online Investor Sentiment and Return Patterns in the U. S. Stock Market [J]. *Journal of Banking and Finance*, 2017 (84): 25-40.
- [38] 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.
- [39] 杨晓兰, 沈翰彬, 祝宇. 本地偏好、投资者情绪与股票收益率 [J]. *金融研究*, 2016 (12): 143-158.
- [40] 卢向华, 冯越. 网络口碑的价值——基于在线餐馆点评的实证研究 [J]. *管理世界*, 2009 (7): 126-132.
- [41] 卞世博, 陈曜, 汪训孝. 高质量的互动可以提高股票市场定价效率吗? ——基于“上证 e 互动”的研究 [J]. *经济学 (季刊)*, 2022, 22 (3): 749-772.
- [42] Attanasio O P. Asset Price Volatility and Information Structures [J]. *Economics Letters*, 1990, 33 (2): 159-164.
- [43] De Long J B, Shleifer A, Summers L H. Noise Trader Risk in Financial Markets [J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98 (4): 703-738.
- [44] Hanley K W, Hoberg G. Information Content of Ipo Prospectuses [J]. *The Review of Financial Studies*, 2010 (7): 2821-2864.
- [45] 孟庆斌, 杨俊华, 鲁冰. 管理层讨论与分析披露的信息含量与股价崩盘风险 [J]. *中国工业经济*, 2017 (12): 132-150.
- [46] Littlejohn S W, Foss K A. *Theories of Human Communication (10th Edition)* [M]. Wadsworth Press, 2010.
- [47] 赵静梅, 吴风云. 数字崇拜下的金融资产价格异象 [J]. *经济研究*, 2009 (6): 129-141.
- [48] 陈硕, 陈婷. 空气质量与公共健康: 以火电厂二氧化硫排放为例 [J]. *经济研究*, 2014 (8): 158-169.
- [49] 李青原, 陈世来, 陈昊. 金融强监管的实体经济效应——来自资管新规的经验证据 [J]. *经济研究*, 2022 (1): 137-154.

(责任编辑: 李 晟 张安平)