

虚假新闻对金融市场的影响

刘若水

November 24, 2024

1 引言

虚假新闻因其传播速度快、范围广、影响深的特性，较真实性新闻在信息流通中具有更大的扰动作用，近年来成为多个领域关注的热点问题。研究发现，虚假新闻在所有类别的信息中传播得更远、更快、更深入，覆盖面也更加广泛。这使得虚假新闻的研究不仅是一个学术前沿问题，更是一个迫切需要多学科交叉视角的研究领域。然而，目前国内学界对虚假新闻的研究相对薄弱，尤其在金融市场这一对信息质量高度敏感的领域，虚假新闻的干扰性影响更是显著。虚假新闻通过影响投资者的决策行为，干扰市场的正常运行，加剧市场波动和不稳定性，进一步损害金融市场的信息环境和资源配置效率。

尽管已有文献从多个角度探讨了传闻对金融市场的影响，例如揭示传闻发布前后异常交易现象和股价的显著波动，但这些研究大多并未明确区分传闻与虚假新闻。传闻与虚假新闻虽有重叠，但存在本质区别：传闻的部分内容可能会被澄清，也可能未被澄清，其是否澄清通常受影响范围、澄清成本、公司意愿等多重因素制约；而虚假新闻则是明确被澄清公告所澄清的信息。由于样本中包含了不同性质和影响力的传闻，传统研究对传闻的广义处理难以精准测度虚假新闻的真实效应。这一问题的存在导致了当前研究中对虚假新闻影响的直接分析较为匮乏，因此，将虚假新闻从传闻中区分开来，独立研究其对金融市场的作用机理，具有重要的理论和实践意义。

虚假新闻对金融市场的影响主要体现在两个方面：一是直接指标的股价波动，二是潜在指标的投资者情绪变化。在股价方面，虚假新闻会引起异常的价格波动，其程度和持续时间不仅取决于新闻内容的“虚假”程度，还受到澄清公告的时效性、市场周期和公司估值等因素的影响。在情绪方面，虚假新闻通过改变投资者的情绪状态，进而影响其投资决策。例如，正面的虚假新闻可能激发乐观情绪，而负面的虚假新闻则可能引发恐慌情绪，这些情绪变化最终会反馈至市场交易行为，加剧市场波动。尽管股价作为公开的时序数据，因其易获取、数据量大、测度精准等特点成为研究虚假新闻影响的主要指标，但虚假新闻对情绪的作用机制及其如何进一步通过情绪影响股价仍未被充分研究。情绪作为一种主观

信念，不仅是虚假新闻传递影响的核心路径，也会因其非对称性和非线性特征，使市场反应复杂化。

现有的情绪测度方法主要包括基于市场交易指标和基于文本词典法两种。市场交易指标方法依赖于情绪与交易行为的关联，但难以排除其他因素的干扰；而词典法通过对新闻文本的情感词频统计提取情绪信息，应用广泛，但其线性假设和对语境的忽视使其难以捕捉市场情绪的动态与复杂特性。为弥补上述不足，近年来人工智能驱动文本分析技术逐渐进入研究视野，深度学习模型在捕捉非线性和非对称关系方面展现了巨大潜力。特别是大语言模型在自然语言处理任务中的突破，为虚假新闻对情绪及股价影响的研究提供了新的技术工具。

综上，虚假新闻对金融市场的研究不仅能深化我们对信息传播与市场动态的认识，还为政策制定者提供了数据支持，帮助其制定更有效的市场稳定政策。未来的研究需要进一步结合多学科理论与新兴技术，发展更加细致的研究范式，深入揭示虚假新闻在金融市场中的作用机制及其深远影响。

2 文献回顾

2.1 传闻与虚假新闻对金融市场的影响

虚假新闻和传闻作为信息传播的重要形式，对金融市场的运行具有显著影响。从传闻角度，杨英杰（2018）等通过问卷调查分析了传闻对个人投资者交易决策的影响，发现传闻能够显著导致成交量和股价变动。其中，传闻的可信程度主要影响投资者的买入行为，而投资者对传闻的态度则主要影响卖出行为。Wang 等（2018）研究了虚假新闻发布前机构投资者的交易行为，发现机构投资者确实存在发布前的知情交易，且他们倾向于在利好虚假新闻发布前进行买入操作。这些研究揭示了虚假新闻和传闻对投资者行为的直接影响，并为市场反应研究提供了实证依据。

部分研究关注了社交媒体在传闻传播中的作用。例如，卢锐（2023）基于东方财富股吧论坛数据，发现股吧中的投资者互动显著加剧了传闻对股价的冲击。张科（2020）则利用社会网络分析技术识别股吧中的意见领袖，并通过文本分析技术判断帖子类型，系统研究了意见领袖情绪的收益可预测性及其对投资者行为的影响。研究显示，投资者对发表正面观点的意见领袖更为关注，但他们对意见领袖的判断准确性较为忽视，并对能准确预测市场下跌的意见领袖表现出排斥。

2.2 传闻与股票市场反应

在传闻与股票市场反应方面，史青春等（2015）采用事件研究法，分析了传闻和澄清公告对上市公司股价的影响，发现利好传闻和利空传闻分别引起股价的正向和负向波动。在牛市和熊市阶段，市场对利好传闻反应过度。Spiegel 等（2010）通过研究网络传言，表明传言能够显著影响金融市场效率，其发布当天和前五天内的异常回报率呈正态分布，可能存在知情交易或信息泄露的情况。Clarke 等（2020）从美国证监会打击虚假新闻的行动入手，发现尽管虚假新闻能够吸引投资者关注，但其对股价的实际波动影响较小，表明市场具有一定的辨别能力。

2.3 投资者情绪对金融市场的作用

投资者情绪对金融市场的影响是重要且复杂的。情绪的本质是投资者的非理性预期（席勒，2015）。当这种预期被越来越多的投资者接受、传染并强化时，其对市场的影响会被进一步放大。鲁训法等（2012）通过 ARMA-GARCH 模型，将“新开交易账户数”作为情绪代理变量，分析了情绪与股市收益率的关系，发现市场情绪在市场上升阶段更为乐观，而在市场下跌阶段转为悲观。刘维奇和刘新新（2014）通过对比个人与机构投资者情绪，得出机构投资者情绪能有效帮助预测个人投资者情绪的结论。

德隆等（1990）提出的 DSSW 噪音交易者模型揭示，噪音交易者受到非理性情绪驱动，通过噪音交易对资产价格产生作用，而情绪的过度积极或消极可能导致市场价格显著偏离基本面价值。尹海员和南早红（2024）进一步指出，当期投资者情绪高涨会显著增加下一期股价崩盘风险，且在熊市阶段这种影响尤为明显。焦梦茹（2023）通过主成分分析构建投资者情绪，研究其对股票超额收益率的影响，发现情绪对低、中超额收益率的影响为负向，而对高超额收益率的影响为正向。

情绪对资产价格的影响具有非线性和非对称特性。非线性表现为情绪化预期的时变性，这种预期往往导致资产价格的非理性波动（德隆等，1990）。而在中国市场，媒体对非理性情绪的进一步放大效应，使投资者的情绪交易更加突出，削弱了市场的理性定价能力（门德尔与施莱弗，2012）。非对称性则指情绪在经济周期的不同阶段影响强度的显著差异，例如经济下行阶段的负面情绪对市场冲击更为显著（夏皮罗等，2022）。

2.4 金融文本情感分析的研究进展

金融文本情感分析技术的进步为研究情绪与市场的关系提供了强有力的工具。传统情感分析方法以字典法为主，通过预定义的情感词汇库提取新闻、公司报告等文本中的情绪信息。范小云等（2022）构建了一种中文金融文本情绪词典，并结合机器学习提出混合式情绪测

度方法，发现新闻情绪能够有效预测宏观经济指标和股票市场的变化。许雪晨（2021）基于金融文本情感分析开发指数预测模型，显著提升了沪深 300 指数涨跌预测的准确性。

近年来，深度学习方法引入显著改进了情绪分析的准确性。BERT 模型因其能够捕捉文本的非线性关系和语境特征，成为金融情绪研究的重要工具。黄等（2023）通过美国市场数据验证了 BERT 在情绪分类和回报预测中的优越性。而在中文环境下，石等（2022）研究了 BERT 对股吧投资者情绪的分析能力，发现其对个股收益预测具有显著优势。

3 数据来源

研究的数据收集覆盖了虚假新闻的澄清公告、股票市场数据以及投资者行为相关的评论数据，旨在全面构建分析虚假新闻对金融市场影响的研究框架。以下详细描述数据来源和处理方法。

3.1 基于澄清公告的虚假新闻确定

本研究将巨潮资讯网作为虚假新闻澄清公告的主要数据来源。巨潮资讯网是中国证券市场重要的信息披露平台，涵盖了上市公司公告的全量数据，包括澄清公告、定期报告、临时公告等多种类型。在数据收集过程中，通过发布的澄清公告来确定对应的虚假新闻，有效确保了虚假新闻的虚假性。

3.2 股票市场数据的收集

股票市场数据是研究虚假新闻对市场波动影响的重要基础，本研究从以下数据库获取相关数据：

1. **Wind 数据库**：Wind 数据库是中国金融市场的主要数据供应商，提供全面的市场指标数据。研究中，收集了上市公司股票价格、交易量、每日收益率等数据，便于分析虚假新闻发布前后市场表现的变化。
2. **同花顺**：同花顺数据库以其实时性和数据细化为特点，研究中从同花顺提取了每日个股的价格波动、换手率和波动率等指标，用以进一步刻画市场反应。
3. **CSMAR 数据库**：CSMAR 数据库以其丰富的历史数据和学术支持为优势，在本研究中提供了个股财务特征、市场风险指标（如 β 系数）等信息，补充了市场动态数据的深度。

为确保数据一致性和准确性，研究对不同数据库的数据进行了交叉验证，例如对同一股票的价格数据进行对比校正，剔除异常值或不一致的数据记录。

3.3 股吧评论数据的爬取

东方财富网的股吧板块是研究投资者情绪和行为的重要数据来源。作为中国股民主要的互动平台之一，股吧中包含了大量关于市场动向和个股动态的投资者评论。本研究结合虚假新闻的发布日期，采用爬虫技术爬取了对应日期股吧中相关个股的评论数据，具体过程如下：

1. 爬取范围确定：根据虚假新闻涉及的上市公司名称和发布日期，定位股吧中与这些公司相关的讨论主题，并爬取当天及前后数日内的评论内容，确保覆盖虚假新闻发布的影响窗口期。
2. 爬虫技术实现：使用 **Python** 编写网络爬虫程序，通过 **DrissionPage** 框架模拟浏览器访问股吧页面，提取评论内容、评论时间、评论作者以及点赞数等相关字段。
3. 数据清洗与存储：为提升分析质量，对爬取的原始评论数据进行了清洗，包括去除广告、无意义文本以及重复评论。同时，对评论中的文本进行分词和情感分类，为后续情绪分析提供基础。

3.4 数据整合与匹配

数据收集完成后，本研究对不同来源的数据进行了整合和匹配：

1. 虚假新闻与市场数据的匹配：根据澄清公告的发布日期，将虚假新闻数据库与股票市场数据关联，分析虚假新闻前后的市场反应差异。
2. 虚假新闻与股吧评论的匹配：通过上市公司名称和日期，将虚假新闻与股吧评论数据进行对应，构建以虚假新闻事件为核心的综合数据库。
3. 多维数据融合：结合市场数据、情绪数据和澄清公告信息，为实证分析提供了多维视角，确保能够从虚假新闻内容到市场反应的全链条展开研究。

综上，本研究通过多来源数据的采集与整合，构建了一个高质量的研究数据库，为分析虚假新闻对金融市场的影响提供了坚实的数据基础。这一系统性的数据收集方法不仅保证了研究的严谨性和全面性，也为未来相关领域的研究提供了参考框架。

4 情绪测度

4.1 模型选择

论文选择了 Hugging Face 中的模型，通过计量模型比对其性能和对金融市场影响的显著性。

`uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese` 是一个基于 RoBERTa-base 架构的中文情感分析模型。该模型预训练于大规模中文语料库，并在京东 (JD.com) 商品评论数据集上进行了二分类情感分析任务的微调。其主要功能是将输入文本的情感划分为两个类别：正面或负面。

模型的基础架构为 RoBERTa，它是对 BERT 的优化版本，通过动态掩码预训练和移除下一句预测 (Next Sentence Prediction, NSP) 任务提升了模型性能。这些改进使 RoBERTa 更加擅长捕捉文本中的细微语言特征，在中文情感分析任务中表现尤为突出。用于微调的数据集包含了京东用户的商品评价，覆盖多种商品类别，评论语言既包括标准中文，也包括大量的电商领域特有术语、网络语言及缩写。这使得模型在应对实际场景中的非正式语言和领域特定词汇时具有良好的鲁棒性。

模型通过在标注数据上训练，使用交叉熵损失函数优化分类精度。标注数据集真实反映了用户情感的分布，确保模型能够准确捕捉情感倾向，尤其是那些隐含在评论语气和词汇中的情感信号。这使得模型非常适合电商平台的商品评价情感分析、消费者意见研究和市场趋势预测。

尽管模型专注于二分类任务，但它也可以作为一个通用的基础模型，通过进一步微调应用于需要情感感知表示的其他中文下游任务，如文本摘要、情绪检测等。

Finance Sentiment ZH (base) 是一个基于 `bert-base-chinese` 的模型，专门用于分析中文金融新闻的情感倾向。该模型的训练数据来源于 Malo 等人 (2014) 提出的 **Financial PhraseBank**，该数据集包含大量金融领域的短语和表达，原始数据为英文文本。通过翻译技术将其转化为中文后，该模型在此基础上进行了微调。

模型训练过程中运行了 10 个 epoch，并使用了一张 RTX 3090 GPU。这种硬件支持保证了训练的效率和模型的表现力。在训练中，模型通过优化交叉熵损失函数，使其能够在金融语境下准确地进行情感分类（例如正面、负面或中立）。

该模型的特点在于对金融领域情感表达的精准理解，特别适用于处理金融新闻、报告和评论等文本中的情感分析任务。由于它基于 `bert-base-chinese`，因此具备强大的中文语义表示能力，并且在经过特定金融领域的微调后，更适合处理中文金融语境下的复杂表达。

Finance Sentiment ZH (base) 的主要应用场景包括：金融新闻情感趋势分析、市场情绪评估以及基于情感的风险评估等。它还可以作为一个基础模型，用于进一步微调以适应其他情感分析相关的下游任务。

4.2 测度流程

在本研究中，为了对文本数据进行情绪测度，分别采用了两个经过微调的预训练模型，即 **Finance Sentiment ZH (base)** 和 **uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese**，分别用于中文金融文本和通用文本的情绪分析任务。这两个模型的使用方法具体如下：

4.2.1 Finance Sentiment ZH (base) 的应用

Finance Sentiment ZH (base) 模型被设计用于分析中文金融文本的情绪，其训练数据来源于翻译后的 **Financial PhraseBank**。首先，我将原始金融新闻数据预处理为句子级别的文本片段，并确保每个片段的内容独立、具有明确的语义。随后，我使用 **Hugging Face** 的 **transformers** 库加载该模型，并对每一条金融文本执行情感分类任务。具体流程如下：

数据输入：将预处理后的文本输入模型的分词器 (**BertTokenizer**)，将文本转换为模型可接受的张量格式。情感分类：使用模型对每条文本的情感进行推断，输出类别概率分布 (正面、中立、负面)，并选取概率最大的类别作为该文本的情绪标签。聚合计算：将所有文本片段的情绪得分进行统计，以构建完整的情绪指标。

4.2.2 uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese 的应用

对于通用文本情绪测度，采用了 **uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese** 模型，该模型基于京东商品评论数据集微调，适合进行二分类情感分析 (正面/负面)。具体步骤如下：

输入处理：将通用文本数据按照上下文划分为独立的语句，输入模型的分词器 (**BertTokenizer**) 以完成向量化。推断分析：通过调用微调后的模型 (**BertForSequenceClassification**) 对每条文本进行二分类推断，分别计算其属于正面和负面类别的概率。情感得分计算：根据输出类别概率，为每条文本赋予情绪得分，并基于研究需求进一步计算文本集合的平均情绪倾向。3. 比较与适配针对金融领域文本与通用文本的特性差异，我分别对上述模型的输出结果进行了适配处理。例如，在 **Finance Sentiment ZH (base)** 的输出中，我引入了多类别情绪标签的权重值，以增强情绪指标的细化程度；而在 **uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese** 的结果中，则聚焦于正负极性的显著性对比。这种针对性设计保证了情绪测度在不同语境下的准确性和实用性。

通过使用上述两个模型，本研究不仅能够精准捕捉中文金融文本中的情绪变化，还能够有效评估通用文本的正负情感分布，为后续的情绪分析与实证研究奠定了基础。

5 基于机器学习的预测

5.1 对投资者情绪的预测

6 基于双重差分的实证研究

随着计量经济学研究的“因果革命”，双重差分法（Difference-in-Differences, DiD）因其逻辑直观、易于操作和上手简单，广泛应用于政策效果分析。双重差分法通过比较政策实施前后，处理组与控制组之间的差异来识别因果效应。其核心假设是平行趋势假设，即若没有政策干预，处理组与控制组的变化趋势应当一致。这一方法能够有效控制时间不变的个体特征和共同的时间趋势，从而降低内生性问题对因果推断的干扰。

传统双重差分方法要求明确的处理组和控制组划分。然而，在实际研究中，存在研究对象均受到某种干预但受影响程度不同的情况，此时传统方法难以适用。广义双重差分法（Generalized DiD）通过引入“处理强度”（treatment intensity）这一连续型变量，替代二值化的处理虚拟变量，突破了无明确控制组的限制。Nunn 和 Qian（2011）的研究为广义双重差分法提供了经典示例，他们探讨了土豆种植扩散对欧洲人口增长的影响。由于欧洲几乎所有地区均种植土豆，无法构造标准意义上的控制组，他们将“土豆种植适宜度”作为处理强度变量，并结合 1700 年前后的处理时点，通过广义双重差分法估计了土豆引入的政策效果。

6.1 本文研究中广义双重差分方法的应用

在本文中，我们研究虚假新闻对金融市场的影响。数据来源于澄清公告，涉及的股票均受到新闻事件冲击，其差异在于新闻的真实性。为了剔除新闻本身对市场的影响，从而识别虚假新闻的“虚假”属性对投资者情绪的独立作用，我们采用广义双重差分法。

$$Y_{it} = \alpha + \beta \cdot D_t \cdot X_i + \gamma Z_{it} + \lambda_t + \mu_i + \varepsilon_{it},$$

其中：

- Y_{it} ：投资者情绪，是对股票 i 在时间 t 的情绪得分，可通过文本情感分析方法从股吧评论中提取，例如正面情绪比例或情绪指数；
- D_t ：时间虚拟变量，表示事前为 0，事后为 1；
- X_i ：虚假新闻情绪，表示股票 i 的新闻情绪得分，通过分析新闻文本内容获得；

- Z_{it} : 控制变量, 包括个股收益率、波动率、交易量等可能影响投资者情绪的其他因素;
- λ_t : 时间固定效应, 用于控制宏观经济变化等时间相关因素;
- μ_i : 个体固定效应, 用于控制个股的时间不变特性;
- ε_{it} : 随机误差项。

6.2 政策冲击点的确定与平行趋势假设

虚假新闻的发布日期被视为政策冲击点。按照日期划分, 冲击点前的时间段记为“事前”, 冲击点后的时间段记为“事后”。通过平行趋势检验, 验证在事前阶段, 不同个股投资者情绪的变化趋势是否一致。如存在偏差, 本文通过引入更多控制变量和调整模型以增强结果的稳健性。

6.3 一般均衡效应的忽略与合理性

在股票市场中, 针对个股的虚假新闻往往通过局部效应影响投资者行为, 难以形成对所有股票的全局性冲击。因此, 本文忽略了一般均衡效应, 聚焦于虚假新闻对目标个股情绪的直接影响。这一设定合理且便于模型估计。

7 断点回归模型的理论基础及应用

断点回归设计 (Regression Discontinuity Design, RDD) 是一种用于识别因果效应的准实验方法, 其基本思想是通过设定一个分界点, 将研究对象分为处理组和控制组, 以分界点附近的样本作为分析对象。RDD 的核心假设是, 分界点附近的样本在未接受处理的情况下, 具有相似的特征, 因此可以将分界点两侧的样本视为在其他条件相同情况下仅因处理状态不同而存在差异的比较对象。这种设计在政策干预研究中得到广泛应用, 尤其适用于处理状态以明确阈值划分的场景。在本文中, 由于虚假新闻的情绪不一, 且大多在数值上区别不大, 因此需要采用断点回归进一步细分情绪的强烈程度。如, 对应标题情绪, 可以直接按照标签划分, 而对于文本情绪, 则按照中性情绪的均值进行阈值划分。

7.1 断点回归模型的基本形式

在断点回归中，处理状态由分界点 c 的阈值决定。当自变量 Z 超过阈值 c 时，样本进入处理组，反之进入控制组。设因变量为 Y_i ，断点回归的基本模型可以表示为：

$$Y_i = \alpha + \tau \cdot D_i + f(Z_i - c) + \varepsilon_i,$$

其中：

- Y_i ：因变量，例如投资者情绪或股票收益率；
- D_i ：处理虚拟变量，定义为 $D_i = 1$ （若 $Z_i \geq c$ ）或 $D_i = 0$ （若 $Z_i < c$ ）；
- Z_i ：自变量（断点变量），表示决定处理状态的连续变量，目前采用虚假情绪作为变量；
- $f(Z_i - c)$ ：控制分界点附近自变量的函数形式，通常采用线性或多项式形式。根据虚假新闻的情绪组合结构得出；
- τ ：断点附近处理效应的估计值，即因果效应；
- ε_i ：随机误差项。

7.2 基于断点回归的实证分析

根据分界点附近样本分布情况，断点回归分为以下两类：

- 锐性断点回归（Sharp RDD）：所有样本的处理状态完全由分界点 c 决定，即处理虚拟变量 D_i 与 Z_i 的关系为确定性函数。这种情况通常适用于政策规则明确的场景，例如收入超过某一门槛即缴纳附加税。在本文中，采用虚假新闻的情绪值作为断点。
- 模糊断点回归（Fuzzy RDD）：样本的处理状态受分界点的影响，但并非完全由分界点决定， D_i 与 Z_i 的关系是概率性的。在本文中，将虚假新闻情绪值按强化和其组合特征进行划分，可刻画虚假新闻发布后的情绪的概率性分界点。

7.3 断点回归在本文中的应用

本文研究虚假新闻对金融市场的影响，虚假新闻情绪变量（例如情绪得分）被用作断点变量 Z ，分界点 c 可设定为零，即虚假新闻情绪从负面到正面的转变；也可为中性均值，描述虚假新闻对于中性情绪的偏移量。在按照正负划分的情形下，处理组包括所有 $Z \geq 0$ 的

样本，控制组包括所有 $Z < 0$ 的样本。为估计虚假新闻对投资者情绪 (Y) 的因果效应，采用锐性断点回归模型，具体形式如下：

$$Y_i = \alpha + \tau \cdot D_i + \beta_1 \cdot (Z_i - c) + \beta_2 \cdot (Z_i - c)^2 + \varepsilon_i,$$

其中， $f(Z_i - c)$ 采用二次多项式形式， τ 为虚假新闻情绪的处理效应。

7.4 模型稳健性检验

为了确保因果效应估计的有效性，本文采用以下稳健性检验：

- 平滑性检验：验证分界点附近其他协变量的分布是否连续，以排除潜在的混杂因素；
- 窗口宽度敏感性分析：通过调整样本窗口宽度，检验估计结果的稳定性；
- 函数形式选择：对 $f(Z_i - c)$ 采用不同的多项式形式（线性、二次、三次）以检验模型对函数形式选择的敏感性。

7.5 提升模型的扩展方向

目前的断点回归模型在分析复杂因果关系时仍有局限性。未来研究可引入机器学习方法，如结合随机森林或梯度提升模型，自动识别断点附近样本的关键特征，提高模型的解释力和预测能力。此外，进一步结合双重差分和断点回归的混合设计（**Difference-in-Discontinuity Design, DiD-RDD**），将有助于分析同时存在时间维度和断点特征的因果效应。

7.6 研究意义

通过将断点回归应用于虚假新闻情绪对金融市场影响的研究，本文不仅探索了虚假新闻的边界效应，还验证了情绪变量在因果推断中的重要性。这一方法为金融市场的政策分析和监管设计提供了新的理论工具，同时为断点回归在复杂经济环境中的应用提供了参考。