



南京大學

本科畢業論文

院 系 工程管理学院

专 业 金融工程 (计算机金融工程实验班)

题 目 社交媒体平台网络暴力会伤害股票市场投资者的获得感吗

年 级 2021 学 号 211275016

学生姓名 辛昊飞

指导教师 李心丹 职 称 教授

第二导师 孙煦初 职 称 助理研究员

提交日期 2025 年 5 月 20 日



南京大学本科毕业论文（设计） 诚信承诺书

本人郑重承诺：所呈交的毕业论文（设计）（题目：社交媒体平台网络暴力会伤害股票市场投资者的获得感吗）是在指导教师的指导下严格按照学校和院系有关规定由本人独立完成的。本毕业论文（设计）中引用他人观点及参考资源的内容均已标注引用，如出现侵犯他人知识产权的行为，由本人承担相应法律责任。本人承诺不存在抄袭、伪造、篡改、代写、买卖毕业论文（设计）等违纪行为。

作者签名：

学号：

日期：

南京大学本科生毕业论文（设计、作品）中文摘要

题目：社交媒体平台网络暴力会伤害损害股票市场投资者的获得感吗

院系：工程管理学院

专业：金融工程(计算机金融工程实验班)

本科生姓名：辛昊飞

指导教师（姓名、职称）：李心丹 教授 孙煦初 助理研究员

摘要：

随着社交媒体在投资者行为中的影响日益增强，网络暴力作为一种极端负面情绪表达方式，其对金融市场系统性风险的潜在影响值得深入探讨。本文基于 Agent-Based 建模方法，构建融合社交传播机制与行为金融模型的人工股票市场系统，模拟网络暴力在社交网络中的扩散如何影响投资者行为决策，并进一步扰动市场价格与财富分布结构。模型中引入攻击者、受害者与旁观者角色，通过攻击传播、情绪感染与行为反馈构建“情绪—行为—市场”闭环机制。市场结构采用连续双边报价（CDA）机制，投资者基于多维信号进行交易决策，网络暴力对其情绪偏差与参与概率产生动态干预。通过多组仿真实验，本文系统分析了网络暴力机制对个体行为路径、群体财富演化以及市场效率的扰动效应。结果显示：网络暴力显著降低了散户交易活跃度与终期财富水平，造成群体内财富差距扩大；同时加剧了价格波动、提高了交易摩擦成本，并削弱了市场价格发现能力。本文研究为理解社交媒体情绪传播如何通过行为反馈机制传导至市场系统提供了建模框架，也为未来建立金融情绪监管预警机制提供理论依据。

关键词：Agent-Based 建模；人工股票市场；网络暴力；行为金融；市场效率

南京大学本科生毕业论文（设计、作品）英文摘要

THESIS: Can Cyberbullying in social media hurt investors's wealth in stock market

DEPARTMENT: School of Management and Engineering

SPECIALIZATION: Financial Engineering

UNDERGRADUATE: Xin HaoFei

MENTOR: Li XinDan, Professor Sun Xuchu, Research Associate

ABSTRACT:

As social media increasingly shapes investor sentiment and decision-making, cyberbullying—an extreme form of negative emotional expression—has emerged as a potential source of systemic risk in financial markets. This study develops an Agent-Based artificial stock market model that integrates a social contagion mechanism to examine how the diffusion of cyberbullying through investor networks impacts individual trading behavior and, ultimately, market dynamics. The model incorporates roles such as attackers, victims, and bystanders, and simulates a feedback loop among emotional contagion, behavioral responses, and market outcomes. A continuous double auction (CDA) mechanism governs market transactions, where heterogeneous agents make trading decisions based on fundamental, technical, and noise signals. The propagation of cyberbullying alters their emotional bias and participation probability over time. Through a series of Monte Carlo simulations, the study quantitatively assesses the impact of cyberbullying on trading frequency, wealth distribution, price volatility, market liquidity, and informational efficiency. Results show that cyberbullying significantly reduces retail investor participation and terminal wealth, widens intra-group wealth inequality, increases market volatility, raises transaction costs, and weakens the market's ability to reflect fundamental values. This research provides a novel framework for modeling the behavioral transmission of extreme social emotions into market-level disruptions and offers theoretical insights for future design of financial emotion monitoring and regulatory mechanisms.

KEYWORDS: Agent-Based Modeling; Artificial Stock Market; Cyberbullying; Behaviour Finance; Market Efficiency

目 录

目 录	III
插图目录	V
表格目录	VI
第一章 导论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 研究内容与方法	2
1.3 研究创新与不足	2
1.4 章节安排	3
第二章 文献综述	4
2.1 人工股票市场与基于 Agent 的建模研究	4
2.2 社交媒体、投资者情绪与金融市场	5
2.3 文献评述与本研究定位	6
第三章 模型设定	7
3.1 模型总体框架	7
3.2 市场运行机制建模	8
3.2.1 订单与订单簿	9
3.2.2 价格生成机制与市场状态更新	10
3.3 投资者决策建模	12
3.3.1 价格预期与交易意愿	12
3.3.2 是否交易与交易方向	13
3.3.3 交易数量与订单类型	14

3.4	网络暴力的影响及其机制建模	15
3.4.1	社交网络的生成	16
3.4.2	网络暴力的传导机制	16
3.4.3	正反馈与负反馈机制	18
第四章	模拟实验与结果分析	20
4.1	模型有效性验证	20
4.1.1	价格走势比较	21
4.1.2	收益率分布	21
4.1.3	波动率聚集现象	23
4.2	网络暴力对投资者财富的影响	23
4.2.1	不同类型投资者的财富变化	24
4.2.2	攻击状态分组分析	24
4.2.3	财富不平等性变化	25
4.2.4	配对 t 检验结果	26
4.3	网络暴力对市场效率的影响	27
4.3.1	价格波动性分析	27
4.3.2	交易摩擦与流动性分析	27
4.3.3	价格发现效率分析	28
4.3.4	配对 t 检验结果	29
4.3.5	小结	29
第五章	结论与展望	31
5.1	主要研究结论	31
5.2	研究局限与改进方向	32
5.3	现实启示与未来展望	32
	参考文献	34
	致 谢	36
	附录 A 模型部分参数	37

插图目录

3-1	模型整体架构	8
4-1	模拟市场价格时间序列	21
4-2	收益率分布直方图	22
4-3	收益率 QQ 图（左：Baseline，右：Cyberbullying）	22
4-4	Baseline 情景下收益率绝对值的自相关函数（ACF）	23
4-5	不同类型投资者终期财富分布对比（Baseline vs Cyberbullying）	24
4-6	散户财富分布对比（Baseline、Cyber-被攻击散户、Cyber-未被攻击散户）	25
4-7	散户群体内部不平等性（基尼系数）对比（Baseline vs Cyberbullying）	25
4-8	收益波动率对比（Baseline vs Cyberbullying）	28
4-9	流动性相关指标对比（Baseline vs Cyberbullying）	28
4-10	价格偏离度对比（Baseline vs Cyberbullying）	29

表格目录

3-1	买单订单簿示意表	10
3-2	投资者订单类型判断规则	15
4-1	收益率统计量比较表	22
4-2	网络暴力影响下的关键经济指标配对 t 检验结果	26
4-3	网络暴力对市场效率指标的配对 t 检验结果	29
A-1	模型核心参数与默认值	37

第一章 导论

1.1 研究背景与意义

随着社交媒体平台在公众生活中的日益普及，其在金融信息传播与投资者行为形成中的作用愈发重要。微博、股吧、雪球等平台已不再只是信息获取渠道，更成为投资者观点碰撞、情绪共鸣乃至群体决策的互动空间。社交媒体正在重塑市场主体的认知方式和行为路径，成为连接“信息流—情绪流—资金流”的关键载体。

近年来，学术界逐渐关注社交内容对金融市场的影响，尤其是社交情绪传播所引发的投资行为偏差与市场异动问题。已有研究表明，积极或消极情绪的集中释放往往会影响投资者的风险偏好与交易意愿，进而加剧价格波动、放大市场反馈效应，诱发“羊群行为”或“非理性繁荣”。

尽管相关文献在情绪构造与预测方面取得进展，但对于情绪在社交网络中如何扩散，并通过群体交互反馈影响市场的路径，仍缺乏系统刻画。特别是其中更极端的情绪表达形式——网络暴力（Cyberbullying）——作为攻击性、传染性并存的社会行为，尚未被有效纳入金融建模视野。

网络暴力的扩散具有非线性特征，常引发个体沉默、极端化或退场行为。这类行为不仅削弱市场多样性，也可能扰乱交易结构、降低定价效率，构成潜在的系统性风险。

另一方面，人工股票市场（Artificial Stock Market, ASM）作为行为金融与计算实验的重要工具，已广泛用于模拟投资者行为、制度变动与市场演化过程。ASM 可刻画异质性交易者在复杂环境下的交互行为，重现真实市场中的极端事件与财富集中等现象。然而，主流 ASM 模型往往未纳入社交机制，更缺乏对情绪传播与行为反馈链条的建模。

基于此，本文将网络暴力视为一种可传播、可反馈的社交情绪机制，嵌入 Agent-Based 人工市场系统中，系统探索其对投资者行为路径与市场效率的影响

过程。该研究旨在弥补行为金融模型在“社交行为机制”刻画方面的空白，为理解社交平台风险如何传导至金融系统提供理论支撑与建模框架。

1.2 研究内容与方法

本文围绕网络暴力在社交网络中的传播机制及其对金融市场的影响路径展开，采用 Agent-Based 建模方法，构建集成“情绪传播—行为决策—市场反馈”机制的人工股票市场仿真系统。主要包括：

- 构建具有攻击转化、情绪感染、沉默反应与治理反馈机制的网络暴力传播模型；
- 将传播机制嵌入人工市场系统，模拟网络暴力如何影响个体交易行为与市场状态；
- 设置对比实验，评估网络暴力机制对市场价格波动、流动性、财富分布等宏观结果的影响；
- 进一步分析不同机制参数（如监管强度、心理韧性、社交结构）对系统演化的调节作用。

研究方法综合使用了多主体行为建模、社交网络传播建模、连续双边报价市场设计、蒙特卡洛仿真、配对 T 检验与可视化分析，力求在行为层与市场层构建完整耦合机制。

1.3 研究创新与不足

本文在研究问题、模型结构与机制设计方面具有如下创新：

- **问题视角新颖：**首次将网络暴力作为可传播、可反馈的社会行为机制引入人工市场模拟，关注其对个体行为与市场效率的双重影响；
- **机制设计复杂：**构建包含正反馈（攻击转化）与负反馈（举报、韧性恢复）的传播机制，刻画网络暴力在社交网络中的动态演化过程；
- **结构耦合完整：**集成“情绪传播—行为决策—市场反馈”链条，形成“情绪—行为—市场”的反馈闭环建模框架；

- **评估维度多元：**从个体层（情绪偏差、交易行为）、群体层（财富分布、行为极化）和系统层（流动性、信息效率）多维度开展分析。

同时，本文也存在若干局限性：

- 模型参数主要基于理论设定，缺乏真实社交或市场数据校准；
- 网络结构为静态预设，未考虑社交连接随行为动态调整；
- 网络暴力情绪建模较为抽象，未纳入文本情绪、语义攻击强度等精细表达。

上述不足为后续模型拓展与实证研究提供了方向。

1.4 章节安排

本论文共分为五章，结构如下：

- 第一章为导论，介绍研究背景、研究内容、创新点与论文结构；
- 第二章为文献综述，系统梳理人工市场建模、社交网络传播与情绪金融相关研究；
- 第三章为模型设定，介绍投资者行为模型、市场结构与网络暴力传播机制；
- 第四章为实验设计与仿真分析，对比有无网络暴力机制下系统演化特征；
- 第五章为结论与展望，总结主要发现，反思模型局限，并提出后续研究方向。

第二章 文献综述

随着社交媒体平台和计算实验方法的发展，投资者行为的建模路径与金融市场的模拟研究逐步从“理性—均衡—封闭”模型，转向更贴近现实的“异质—互动—开放”框架。人工股票市场（Artificial Stock Market, ASM）与 Agent-Based 建模（ABM）方法日益融合，逐步成为行为金融与制度实验研究的重要工具。同时，社交媒体成为投资者观点传播、情绪共振与信息扩散的重要载体，社交网络中的极端行为（如网络暴力）逐渐引发金融学界关注。

本章将从两个方面系统梳理已有研究：一是人工股票市场与基于 Agent 的行为建模路径，二是社交媒体中的情绪传播与投资者行为机制。最后总结已有文献的研究空白并明确本文的定位。

2.1 人工股票市场与基于 Agent 的建模研究

人工股票市场建模强调投资者之间的行为差异、市场结构的显性建模与制度环境的机制模拟，是金融复杂系统建模的重要方向。Chiarella et al. (2009) 构建了包含基本面投资者、技术交易者与噪声交易者三类 Agent 的市场模型，并通过订单簿交易机制模拟价格形成过程，成功复现了波动聚集、厚尾收益等市场特征，是现代 ABM 金融市场模型的奠基之作。

随后大量研究在此基础上发展出更具行为异质性与制度复杂性的模型框架。张维 (2021) 指出，ABM 的可解释性、灵活性与机制透明性使其成为大数据驱动的金融实验平台。李悦雷 (2012) 基于连续双边报价系统，研究了最小报价单位变化对流动性的影响；周融天 (2023) 与熊熊 (2020) 则从融券卖空机制出发，模拟提价规则与规模约束对市场稳定性的作用，验证了市场制度在微观结构层面的调节功能。

行为建模方面，胡志浩 (2022) 将前景理论与认知偏差引入投资者策略形成过程，发现风险偏好异质性与主观概率扭曲是市场剧烈波动的重要内生源。陈莹

(2020)构建了羊群行为的协同扩散模型,说明个体模仿机制在推动集体非理性与市场异常中的作用;邹琳(2021)进一步指出,投资者反馈行为与策略演化可诱发市场的混沌波动。

近期研究趋势逐渐转向多层结构耦合与宏观系统稳定性评估。张一(2022)设计了基于元模型的异质交易行为仿真框架,集成了交易者策略、市场机制与监管政策;梁睿(2022)以科创板为案例,模拟交易机制改革对波动性与稳定性的双重影响。韦立坚(2023)与韦立坚(2021)分别研究了 T+0 交易制度与流动性踩踏机制,强调市场制度变化对系统风险演化路径的引导作用。

在国际研究方面, Gatti et al. (2020)将 COVID-19 视作前所未有的外部冲击,通过 ABM 框架模拟投资者如何调整信念与行为,从而影响市场的结构性转变。Dawid et al. (2023)进一步将行为异质性视为金融市场宏观动态演化的核心变量,提出多群体间策略学习、社会互动与制度反馈的整合建模路径。

总体来看, ASM 研究已具备较强的行为表达能力与制度实验基础,但在建模结构中尚缺乏投资者间社交传播、情绪传染与极端行为反馈的机制集成。

2.2 社交媒体、投资者情绪与金融市场

社交媒体在投资者情绪形成、信息扩散与行为反馈中扮演着愈发重要的角色。平台上的情绪表达不但反映市场预期,还可能通过群体模仿与社交传播引发集体行为偏差与市场异动。程琬芸(2020)基于微博数据构建了涨跌情绪指数,发现负面情绪与市场收益存在显著 Granger 因果关系,具有领先性预测能力。石勇(2021)整合雪球、股吧与新闻评论构建情绪强度与关注度指标,指出社交关注是交易量与换手率波动的核心驱动因子。

李岩(2019)利用股吧评论文本提取投资者情绪指数,并结合 Fama-MacBeth 回归验证其对收益率的显著解释力,是社交数据情绪测度研究的重要代表。刘文财(2020)从理论角度指出,未来的金融行为建模应整合个体情绪状态、社交传播结构与市场微观机制,构建多层嵌套的耦合系统。

在建模路径上, Vanfossan et al. (2020)首次将社交媒体情绪传播机制嵌入 ABM 市场结构中,构建了“市场—媒体—社交网络—投资者”多层交互路径,通过伪 Agent 设计模拟信息与情绪在不同媒介中的传播与反哺,开创了情绪传

播与行为决策的耦合建模路径。

然而，已有文献多聚焦于情绪指数构建与传播路径模拟，较少涉及极端社交行为（如攻击性言论、群体压制）在市场系统中的反馈路径建模，缺乏对网络暴力这类情绪突发事件的行为干预与制度治理模拟。

2.3 文献评述与本研究定位

综上，已有文献在人工市场结构设计、异质性行为建模与社交媒体情绪量化等方面积累了丰富成果：

- 在建模方法上，ASM 结构已发展出多策略融合、制度调节与风险模拟等功能性机制；
- 在社交研究中，投资者情绪与市场行为之间的统计关系已得到充分验证；
- 部分研究开始探索社交媒体与金融市场之间的行为耦合机制，为社交传播模型与 ABM 融合奠定基础。

但在研究深度与机制集成方面仍存在明显空白：

- 当前模型普遍缺乏对**网络暴力等极端负面情绪机制**的建模，无法解释攻击性情绪如何扰动投资者行为并反馈至市场系统；
- 多数研究未能构建“**社交传播—行为偏差—市场反馈**”的完整闭环，难以支持机制识别与政策实验；
- **情绪治理变量**（如举报、韧性成长、监管者介入）缺位，阻碍了模型在公共政策与行为干预方面的应用拓展。

本文拟构建一个集成网络暴力传播机制的多主体人工市场系统，在异质交易行为与连续双边市场结构基础上，引入社交网络结构、攻击传播模型与反馈调节机制，系统模拟“情绪—行为—市场”三层动态反馈路径，并评估情绪治理机制的调节效应，为金融系统中极端社交情绪的建模与治理提供理论工具。

第三章 模型设定

3.1 模型总体框架

本研究构建了一个集成社交传播机制与行为金融模型的人工股票市场系统，旨在模拟网络暴力这一极端情绪事件如何通过社交网络影响投资者行为，并进一步扰动市场运行机制。整体模型以 Agent-Based 建模为基础，包含投资者行为模块、市场交易结构模块、网络暴力传播模块和实验分析模块四大核心组成部分，四者在系统中相互耦合，构成“情绪—行为—市场”闭环反馈结构。

在该系统中，投资者被建模为具有异质偏好、有限理性与社交关系的自主 Agent，分为机构投资者与散户两类。两类 Agent 均可基于基本面预期、趋势信号与随机扰动做出交易决策，但在行为风格与受情绪影响程度上存在显著差异，特别是散户更易受到网络暴力影响而表现出沉默或激进等行为偏差。

市场交易结构采用连续双边报价（Continuous Double Auction, CDA）机制，通过订单簿系统撮合市价单与限价单形成成交价格。基础资产价格由布朗运动驱动，模拟市场的外部波动环境。所有 Agent 的交易意愿以订单形式提交至市场，经过撮合成交，最终影响市场价格演化与财富流动路径。

网络暴力传播模块在散户投资者之间建立社交网络，模拟在社交媒体语境下攻击性言论的传播过程。该模块引入攻击者、受害者、旁观者三类角色转化机制，并设计了情绪感染（正反馈）与系统治理（负反馈）机制。具体传播过程遵循以下逻辑：攻击者选择邻居中的异见者进行言语攻击，受害者若暴露程度超过阈值则转为沉默或反击者，同时系统可通过举报、监管干预或个体心理韧性成长抑制传播范围。

实验分析模块用于对模型结果进行系统分析，主要从两个角度进行分析：一是投资者群体的财富状态变化，二是市场的总体状态（如流动性、波动性等）。该模块通过对两类投资者（散户与机构）财富变化的追踪，分析网络暴力情绪如何影响投资者的财富分布；同时，分析市场的流动性、波动率等指标，探讨网络

暴力是否对市场质量产生显著影响。实验分析模块通过对比不同情境下的结果，验证网络暴力对市场的实际影响。

模型整体运行流程如下：在每个仿真时间步，市场随机激活部分投资者进行决策；网络暴力模块并行更新网络暴力状态；投资者依据当前情绪状态、策略参数与市场信息做出交易决策；订单经由市场结构撮合成交；价格、资产与情绪状态更新，进入下一个时间步。通过多轮模拟与对比实验，可以观察网络暴力机制在投资者行为、市场稳定性与财富演化中的影响路径。

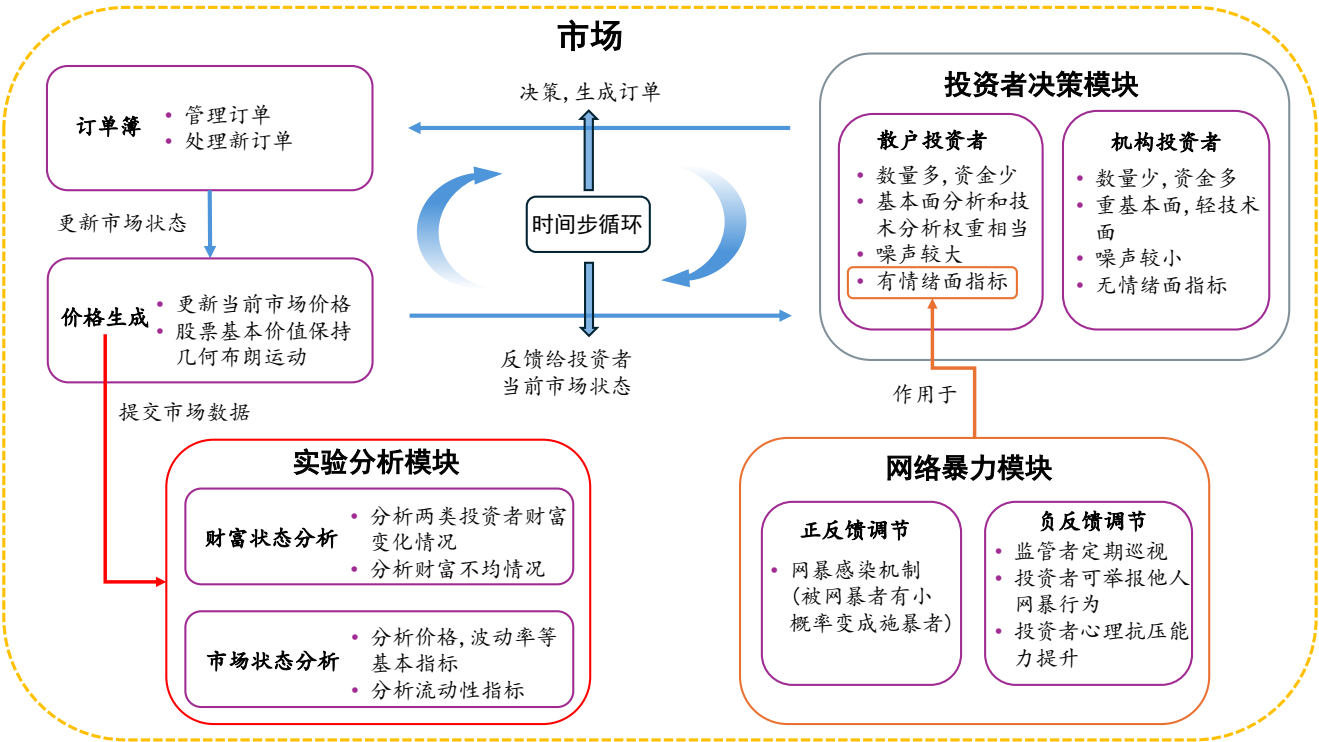


图 3-1 模型整体架构

图3-1 展示了模型的总体结构框架，四个核心子系统通过状态变量与行为函数实现交互，形成多层次、跨模块的系统性耦合。

3.2 市场运行机制建模

本部分模拟了股票市场中的运行机制，特别是订单簿管理、订单匹配以及价格生成过程。本部分将首先讨论订单和订单簿的功能与实现，随后分析市场如何通过订单簿撮合机制生成价格并更新市场状态。

3.2.1 订单与订单簿

市场交易通过订单簿（Order Book）进行管理，订单簿包含市场上所有的买单和卖单，按照价格优先和时间优先的规则进行排列，并通过撮合机制完成交易。在本模型中，投资者可以提交两种类型的订单：市价单（Market Order）和限价单（Limit Order）。

市价单是指投资者希望以市场上当前最优价格立即成交的订单，买单市价单与当前最优卖单匹配，卖单市价单与当前最优买单匹配。限价单则是投资者愿意在特定价格或更好价格下买入或卖出资产的订单。限价单会根据价格优先和时间优先的规则排队，价格优先确保更高的买单和更低的卖单优先成交，时间优先则确保在价格相同的情况下，先提交的订单优先成交。

限价单的提交和撮合过程如下：

1. 买单限价单：在订单簿中，买单限价单按价格从高到低排列。只有当卖单的价格满足买单的价格时，买单才能成交。若价格相同，按时间优先规则进行撮合。

2. 卖单限价单：卖单限价单按价格从低到高排列，买单的价格需要等于或高于卖单的价格才会发生成交。若价格相同，按照提交时间优先。

限价单的核心是它为市场提供了深度，当市场价格变动时，挂单价格会进行相应的调整。只有当市场价格到达某个限价单的价格时，订单才会被执行。

另一方面，市价单与限价单的关系较为复杂，市价单会根据当前订单簿中的最优卖单（对于买单市价单）或最优买单（对于卖单市价单）立即执行。市价单的优先性使其能够快速成交，而限价单则在价格条件不满足时等待成交。若市价单的数量大于市场中最优对手单的数量，未成交的部分会转为限价单，继续在订单簿中等待匹配。

市场中的买单和卖单队列由订单簿进行管理。订单簿通过使用堆（heap）数据结构实现对订单的优先级排序。买单按价格从高到低排序，卖单按价格从低到高排序，确保买卖双方能够根据最优价格进行交易，若价格相同则按订单提交顺序先后排列。

表 3-1 展示了一个典型的买单订单簿示意表，其中包括了买单的订单编号、交易者 ID、买入数量、价格、时间戳和订单状态等信息。

订单编号	交易者 ID	买入数量	价格	时间戳	订单状态
1	101	100	99.95	1	待处理
2	102	200	99.90	2	待处理
3	103	150	99.85	3	已成交
4	104	100	99.80	4	待处理
5	105	50	99.75	5	已取消

表 3-1 买单订单簿示意表

在实际市场中，订单簿会随时间的推移动态变化，特别是当市场价格波动时，投资者提交的限价单会被重新排序，市价单则根据当前市场价格立即成交。每个时间步，模型会根据最新的市场状态和订单簿情况进行更新，形成价格和市场行为的反馈循环。

3.2.2 价格生成机制与市场状态更新

在本模型中，基础价格由几何布朗运动（Geometric Brownian Motion, GBM）生成，而市场价格则通过市场中的订单簿和交易活动动态生成。基础价格反映了市场资产的长期趋势和短期波动，而市场价格则是由市场参与者的交易行为和订单簿状况决定的。基础价格和 market 价格的相互作用是市场价格动态更新的核心。

1. 基础价格生成

基础价格代表股票的内在价值，其生成依赖于几何布朗运动模型，这是金融市场中常用的价格生成模型。几何布朗运动模型的价格更新公式如下：

$$p_{t+1}^f = p_t^f \exp\left(\mu \Delta t + \sigma \epsilon_t \sqrt{\Delta t}\right) \quad (3-1)$$

其中， p_t^f 是当前基础价格， μ 是漂移项，表示资产的长期趋势， σ 是波动率，表示价格的波动幅度， ϵ_t 是标准正态分布的随机扰动项， Δt 是时间步长。

几何布朗运动能够模拟市场中常见的随机波动，反映资产价格的随机性和市场的不确定性。基础价格是市场中的理论价格，它不直接反映交易者的决策和市场供需情况，而是一个由宏观因素和市场波动性驱动的参考价格，在本模型中

是交易者进行基本面分析时的重要参照。

2. 市场价格生成

市场价格是由市场中的买单和卖单通过订单簿的撮合机制决定的。每个市场时间步，投资者通过市价单或限价单提交订单，市场则根据最优买单和最优卖单的价格进行撮合。当买单价格大于或等于卖单的最优价格时，订单会成交，成交价格即为市场价格。如果在某一时间步没有成交，则市场价格将根据当前最优买单和最优卖单的价格更新，具体公式如下：

$$\text{Market Price} = \begin{cases} \text{last_price} & \text{如果上一时间步有交易发生} \\ \frac{\text{best_bid} + \text{best_ask}}{2} & \text{如果上一时间步没有交易发生} \end{cases} \quad (3-2)$$

在价格的生成过程中，市价单和限价单之间的相互作用起到了关键作用。市价单是根据当前市场最优对手单立即成交的订单，而限价单则需要在特定的价格范围内等待成交。市价单的成交价格通常会成为市场的最新价格，反映了市场供需的实时状况。

3. 市场状态更新

市场价格更新的基本过程如下：

- 市价单成交：市价买单会与当前最优卖单匹配，而市价卖单会与当前最优买单匹配。当市价单和限价单匹配时，成交价格即为最优买单或卖单的价格。

- 订单簿更新：每次成交后，订单簿中的相应订单会被移除，剩余的订单根据价格和时间优先规则重新排列。如果价格发生变化，订单簿将更新，确保挂单的顺序正确。

- 市场价格更新：市场成交价格会被用作当前市场的参考价格，并更新市场价格。通过对成交价格的跟踪，市场价格会反映出当前交易者的行为和市场的供需状况。

市场状态的更新不仅仅是价格的变化，还包括市场的流动性、深度和交易量等因素。在每个时间步，市场的流动性和深度都会随着订单簿的变化而更新。流动性反映了市场能够在不显著影响价格的情况下吸纳大规模交易的能力，而市场深度则表示在特定档位区间内存在的买单和卖单的数量。

市场的买卖价差（Bid-Ask Spread）可以通过以下公式计算：

$$\text{Bid-Ask Spread} = \text{best_ask} - \text{best_bid} \quad (3-3)$$

市场的深度表示市场中各个价格级别的买单和卖单的总数量。市场深度可以通过以下公式进行计算：

$$\text{Market Depth} = \sum_{i=1}^n (\text{buy_quantity}_i + \text{sell_quantity}_i) \quad (3-4)$$

其中， buy_quantity_i 和 sell_quantity_i 分别表示在档位 i 上的买单和卖单数量， n 代表盘口档数（一般为 5 档）。市场深度可以反映市场的流动性，即在不显著影响价格的情况下能够吸纳的订单量。

3.3 投资者决策建模

在本模型中，投资者是市场不可或缺的一部分，他们进入市场，根据当前的市场状态与自身的决策逻辑，决定是否提交订单、提交何种类型的订单（买入或卖出）、订单数量、价格和类型等。投资者被划分为两类：散户（Retail Trader）和机构（Institutional Trader）。这两类交易者共享一套基本的交易框架，但在权重参数与行为偏好方面存在差异，具体将在后续小节中展开。

3.3.1 价格预期与交易意愿

投资者进入市场时，会基于当前市场状态构造未来一个投资期 τ^i 内的价格预期，并据此计算预期收益率。参照 Chiarella et al. (2009) 的做法，所有投资者的预期收益率均由三类成分组成：基本面驱动、趋势跟随以及随机噪声：

$$\hat{r}_{t,t+\tau^i}^i = \frac{1}{g_1^i + g_2^i + g_e^i + n^i} \left[\underbrace{g_1^i \cdot \frac{1}{\tau_f} \ln \left(\frac{p_t^f}{p_t} \right)}_{\text{基本面}} + \underbrace{g_2^i \cdot \bar{r}_t^i}_{\text{技术面}} + \underbrace{g_e^i \cdot \eta_t^i}_{\text{情绪偏差}} + \underbrace{n^i \cdot \epsilon_t}_{\text{噪音}} \right] \quad (3-5)$$

其中：

- p_t 为当前市场价格， p_t^f 为基础价格；
- \bar{r}_t^i 表示投资者 i 近期观察到的平均收益率，反映其对趋势的感知；
- $\epsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ 为高斯白噪音；
- η_t^i 为投资者 i 在时间 t 的情绪偏差，仅对散户设定有效；
- g_1^i, g_2^i, n^i, g_e^i 分别为基本面、技术面、噪音与情绪权重，具体初始化如下。

基于上述预期收益率，投资者可推导出其未来期望的交易价格：

$$\hat{p}_{t+\tau^i}^i = p_t \cdot \exp\left(\tau^i \cdot \hat{r}_{t,t+\tau^i}^i\right) \quad (3-6)$$

其中， p_t 表示当前市场价格， τ^i 是投资者的投资期。该预期价格 $\hat{p}_{t+\tau^i}^i$ 也被记作 p^* ，在后续订单类型判断中作为关键参照值使用。

值得注意的是，本模型中投资者的行为偏好权重 g_1^i 、 g_2^i 、 n^i 以及情绪项权重 w_e^i 并非设为固定值，而是使用对数正态分布初始化，使得交易者在基本面、技术面、噪音和情绪感知上的敏感度具有异质性：

$$\begin{aligned} g_1^i &\sim \text{Lognormal}(\mu_1, \sigma) \\ g_2^i &\sim \text{Lognormal}(\mu_2, \sigma) \\ g_3^i &\sim \text{Lognormal}(\mu_3, \sigma) \\ n^i &\sim \text{Lognormal}(\mu_n, \sigma) \end{aligned} \quad (3-7)$$

上述参数的均值 μ_k 根据交易者类型（散户或机构）分别设置，标准差 σ 为共享值。与Chiarella et al. (2009)采用的指数分布不同，对数正态分布在本模型中更能表达多数权重集中于中低值、少数极端行为交易者存在的长尾结构。这种设定有助于捕捉市场中“沉默多数”与“极端交易者”共存的现象，从而增强模拟系统的真实感。

3.3.2 是否交易与交易方向

投资者会将期望价格与当前市场价格 p_t 做对比，计算价格偏离程度：

$$\delta_t^i = \frac{\hat{p}_{t+\tau^i}^i - p_t}{p_t} \quad (3-8)$$

若 $|\delta_t^i|$ 小于某一阈值（例如 0.05%），则认为期望收益不足以覆盖交易成本，投资者不进行交易。否则，根据预期价格与当前价格的比较，决定交易方向：

- 若 $\hat{p}_{t+\tau^i}^i > p_t$ ，则提交买单；
- 若 $\hat{p}_{t+\tau^i}^i < p_t$ ，则提交卖单。

此外，对于散户投资者，还会受到社交网络中网络暴力情境的影响。若该投资者在当前时间步处于“被攻击”状态，或其社交网络邻居中攻击占比过高，可能出于恐惧、回避或模仿沉默行为处于情绪抑制状态而选择不交易。具体判断机制基于个体的心理韧性、攻击暴露度以及随机扰动共同决定。该机制将在第 3.4.2 小节中详细讨论。

3.3.3 交易数量与订单类型

投资者在决定交易方向之后，会进一步判断其提交订单的数量以及订单类型（限价单或市价单）。交易数量的设定方式因投资者类型不同而有所差异。

对于机构投资者，其交易规模主要取决于账户当前持有的现金或持仓，通常通过在账户余额的基础上乘以一个范围内波动的比例系数（如 0.2 到 0.5）生成，表现为稳健、理性的大宗交易风格。

而对于散户投资者，其下单数量除了与账户余额有关外，还受到个体行为波动因子的影响，具体体现在以下两方面：

- 散户的交易数量中包含一个噪声项，使得其交易行为更具不确定性；
- 若该散户处于网络暴力的“攻击者”状态，其交易数量会受到放大，体现出行为激进化特征。

在模型中，若散户投资者当前为攻击者，其下单量将在原始数量的基础上乘以一个大于 1 的放大系数，从而反映出网络暴力的情绪外溢效应。这一机制旨在模拟社交网络中情绪激化者更倾向于采取极端交易行为的现象。

确定交易数量后，投资者需根据当前市场价格与期望价格之间的相对位置判断订单类型。若当前价格能够满足交易者的期望目标，则会选择市价单以提高成交概率；反之，则选择限价单以获得更优价格。

订单类型判断规则详见表 3-2，其中列出了不同市场价格区间下的交易方向与订单类型对应关系。无论是散户还是机构，订单类型判断逻辑是一致的，只是其期望价格的形成路径和风险容忍度存在差异。

价格区间	方向	订单类型
$p_m < p < a_t^q$	买入	限价单
$a_t^q \leq p \leq p^*$	买入	市价单
$p = p^*$	不交易	无
$p^* < p \leq b_t^q$	卖出	市价单
$b_t^q < p < p_M$	卖出	限价单

注： p^* 为根据公式 3-6 计算的预期价格； $p_m = 0.9p_t$ 、 $p_M = 1.1p_t$ 为允许报价边界； a_t^q 、 b_t^q 分别为当前最优卖价与买价。

表 3-2 投资者订单类型判断规则

最终，投资者生成的订单包括以下内容：方向（买入/卖出）、数量、价格、订单类型，以及最长期等待时间（在模型中设定为常数或从某一分布中采样），并提交至订单簿，等待成交。

3.4 网络暴力的影响及其机制建模

本节将介绍模型中用于刻画网络暴力传播的子系统，其目的是模拟社交网络中个体之间的情绪传导、攻击行为及其对投资者交易行为的反馈效应。该模块基于现实社交网络中的信息传播特征，构建了一个局部连接的动态攻击传导框架。系统设计分为三个部分：

首先，定义网络拓扑结构并建立散户之间的社交连接；其次，构造基于情绪冲突的攻击行为逻辑，描述网络暴力的传播机制；最后，引入多层次的反馈机制（包括举报、监管与心理韧性恢复），以控制攻击行为的蔓延与衰减。

网络暴力模块与投资者交易行为模块通过“情绪偏差变量”进行耦合，情绪偏差影响投资者的价格预期、交易意愿及交易数量，进而反向影响市场结构。该模块的引入使模型更贴近社交媒体参与下真实市场的复杂行为结构。

3.4.1 社交网络的生成

本模型中的网络暴力传播机制依附于投资者之间的社交关系网络。考虑到现实中个体受网络暴力影响往往集中于普通散户群体，而机构通常具有更高的信息壁垒与心理弹性，因此网络仅在散户投资者之间构建。

网络的生成基于社会网络中的经典图模型，包括小世界网络（Watts-Strogatz）与 Erdős-Rényi 随机图两种结构。模型通过配置参数选择网络类型，并设定平均邻居数 d 和总散户数量 N_r （即 $N \times \rho_r$ ）以生成邻接关系矩阵。最终得到一个无向图 $G = (V, E)$ ，其中 V 为散户集合， E 为连接边集，表示两个个体之间具备社交互动可能。

生成网络后，模型对每位散户节点初始化其社交行为相关属性，包括：

- **心理韧性（Resilience）** r_0^i ：从区间 $[0.1, 0.3]$ 中随机抽取，表示个体在遭受攻击时能够抵御其影响的比例，值越高则攻击效果越弱；
- **情绪偏差（Emotion Bias）** η_0^i ：初始从正态分布 $\mathcal{N}(0, \sigma_\eta^2)$ 中采样，表示个体在社交语境中的情绪表达倾向；
- **攻击者标记（is_attacker）**：根据参数 ρ_b 以概率方式从散户中随机选取，初始化为攻击者，其余为非攻击者；
- **被网暴状态（is_bullied）**：所有个体初始设置为 False，用于记录当前是否处于被攻击抑制状态；

社交网络结构一旦建立，即作为整个仿真过程中网络暴力传播的基础框架保持不变。每一时间步，仅有散户个体参与网络暴力的行为更新，且仅在其邻接节点中进行情绪对抗与攻击判定。这种局部连接结构保证了暴力传播的路径依赖性，并为后续传播机制和反馈机制提供微观基础。

网络生成模块支持通过参数切换不同网络类型及控制其连通性强度，从而实现“密集社交”和“疏松联系”等现实网络形态的建模模拟。网络拓扑结构的异质性也为后续实验中研究“网络结构对暴力传播影响”提供了可能。

3.4.2 网络暴力的传导机制

本模块模拟网络暴力在散户之间通过社交网络进行的攻击传播过程。在每一仿真时间步，攻击者会依据邻居的情绪方向与强度，判断是否发起攻击，并对

受害者产生情绪压迫与行为抑制效应。

1. 攻击触发逻辑

若某个散户 i 是攻击者（即 $\text{is_attacker} = \text{True}$ ），且处于冷却期之外，则会从其邻接邻居 $j \in \mathcal{N}(i)$ 中寻找攻击目标。攻击触发的判定依据如下：

$$\text{sign}(\eta_t^i) \cdot \text{sign}(\eta_t^j) < 0 \quad \text{且} \quad |\eta_t^i| > \varepsilon \quad (3-9)$$

其中， η_t^i 为攻击者的情绪偏差， ε 是情绪激烈度阈值；即攻击者需具备极端情绪，且邻居在情绪方向上与其相反。

2. 攻击施加与暴露度累积

若攻击成立，受害者 j 的攻击暴露度更新如下：

$$x_{t+1}^j = \kappa \cdot x_t^j + \lambda \cdot |\eta_t^i - \eta_t^j| \cdot (1 - r_t^j) \quad (3-10)$$

其中， $\kappa \in (0, 1)$ 为自然衰减系数， λ 为攻击强度系数， $r_t^j \in [0, 1]$ 是个体当前的心理韧性，决定了其抵御攻击的能力。

3. 情绪抑制

若个体 j 的攻击暴露度 x_t^j 超过设定阈值 θ_x ，则该个体被判定为“被网暴者”，模型认为其进入心理抑制状态。在此状态下，其参与市场交易的意愿显著下降。

为建模此现象，模型引入沉默概率 s_t^j ，表示该个体在当前时间步中选择不交易的概率。该值由一个基于攻击强度的 Sigmoid 函数生成：

$$s_t^j = s_{\min} + (s_{\max} - s_{\min}) \cdot \frac{1}{1 + \exp[-k(x_t^j - \theta_x)]} \quad (3-11)$$

其中， $s_{\min}, s_{\max} \in [0, 1]$ 控制抑制概率的上下界， k 控制函数斜率， θ_x 为触发网暴状态的暴露度阈值。该函数具有明显的非线性转折特性，能够模拟现实中“攻击临界点”带来的沉默反应。

在第 3.3.2 节的交易者决策模块中，散户是否提交订单将直接参考该沉默概率 s_t^j 。一旦随机采样结果落入沉默范围，则该投资者在本时间步不进行任何交易行为。

同时，被攻击者的情绪偏差也会发生压缩，体现为交易者情绪表达能力受抑

制、行为风格变得中性化。其演化规则为：

$$\eta_{t+1}^j = \alpha_e \cdot \eta_t^j \quad (3-12)$$

其中 $\alpha_e \in (0, 1)$ 为情绪压缩因子。由于情绪偏差 η_t^j 是其价格预期计算中的一项（见公式 3-6），因此该压缩行为将降低其对市场方向的预判能力，进一步削弱其交易强度与订单数量。

上述机制构成了“攻击—情绪—行为”的传导闭环，是网络暴力影响市场行为的重要路径。

4. 攻击者冷却机制

攻击者在成功攻击后进入冷却期 T_{cd} ，此期间不能重复攻击。该机制避免攻击者持续打击同一对象，并为负反馈机制留出响应时间。

综上，网络暴力的发生由攻击者的极端情绪驱动，经由邻居传播，并对受害者造成多轮次的心理与行为干预。传播机制通过攻击强度、心理韧性与情绪压缩形成完整闭环，其后果将在下一节中进一步被反馈机制调控。

3.4.3 正反馈与负反馈机制

现实中的网络暴力往往表现出高度的行为复杂性。一方面，部分个体在遭受攻击后可能被激怒、极化，反向加入攻击者群体，导致暴力蔓延呈现“滚雪球”效应；另一方面，社交平台中的举报机制、平台监管与心理适应也构成了抑制暴力扩散的重要力量。因此，模型在攻击传播机制之上，设计了正反馈与负反馈机制，以刻画网络暴力行为的双向演化路径。

1. 正反馈机制：攻击者感染与情绪激化

被网暴者不总是沉默或退缩。研究显示，在缺乏支持系统的社交网络中，部分个体会在情绪激化下“以暴制暴”，演化为新的攻击者。因此模型引入攻击者感染机制：若某个散户 j 当前处于“被攻击”状态，即：

$$is_bullied^j = True$$

则以概率 π_b 发生攻击者身份转化。该机制建模了“被害者 → 攻击者”的群

体极化现象，是网络暴力扩散加速的重要路径。

同时，转化后的攻击者往往伴随更强烈的言语倾向。为此，模型对其情绪偏差进行放大处理：

$$\eta_{t+1}^j = \lambda_e \cdot \eta_t^j \quad (3-13)$$

其中 $\lambda_e > 1$ 为情绪放大因子，表示行为极端化。这一机制强化了情绪分裂与攻击者团块的形成，是系统中正反馈链路的核心。

2. 负反馈机制：举报、监管与心理适应

网络暴力并非无限蔓延。平台治理和个体适应机制可以在多个层面削弱其传播强度。模型构建了三个负反馈路径：

(a) 举报机制：在实际平台中，个体常通过举报攻击者寻求系统介入。模型设定当个体 j 被网暴时，以概率 β_r 成功举报攻击者 i ，若举报成功，则 i 进入举报惩罚冷却期 T_{rc} ，暂时无法发动攻击。

(b) 监管者机制：模拟平台定期清查恶意行为。模型每隔 T_r 时间步，启用一次“监管者巡视”，遍历攻击者集合并以惩罚概率 ρ_r 使部分攻击者进入冷却期 T_{rc} 。该机制建模了平台自动干预与封禁行为，可调节监管强度。

(c) 心理韧性成长机制：从行为心理学视角，个体在持续遭受压力后可能产生心理适应，逐步减少对攻击的敏感性。模型设定每被攻击一轮，其心理韧性 r_t^j 以速度 γ_r 增长：

$$r_{t+1}^j = \min(1.0, r_t^j + \gamma_r) \quad (3-14)$$

韧性越强，攻击对其的实际影响（见公式 3-10）越弱，从而形成个体免疫。

这些负反馈机制在行为逻辑上分别对应了他律（监管）、互律（举报）和自律（成长）三种路径，使模型不仅具备暴力扩散的可能性，也具备收敛和稳定的内在调节能力。通过调节正负反馈参数，模型可在实验中模拟不同网络环境和平台治理策略下的攻击传播演化特征。

第四章 模拟实验与结果分析

本章将基于所构建的人工市场系统，对网络暴力机制的行为演化过程与经济后果进行数值模拟与实证分析。为探究网络暴力在社交网络中传播如何影响市场参与者的行为决策及市场宏观特征，实验设计了如下两种主要情景：

- **基础情景 (Baseline)**：不引入网络暴力模块，仅保留市场结构与异质投资者行为，用于作为对照参照；
- **网络暴力情景 (Cyberbullying)**：启用网络暴力传播模块，在散户之间构建社交网络，模拟言语攻击行为的传导、反馈及行为偏差。

两类情景均在相同的市场结构与交易规则下运行，唯一差异为是否启用网络暴力相关模块。每种情景下，仿真时间长度设定为 $T = 50000$ 个时间步，并重复运行 $M = 10$ 次以确保结果的稳健性。所有模拟采用统一随机种子框架，确保可重复性。

模型的详细参数设定包括市场参数、投资者行为参数、网络结构参数以及传播与反馈机制参数。为节省正文篇幅，完整参数表已整理至附录 A-1，实验中的关键参数设置将在图表说明中简要列出。

接下来将从模型有效性验证、投资者财富影响以及市场效率扰动三个角度依次展开模拟结果的展示与分析。

4.1 模型有效性验证

在正式分析网络暴力机制影响之前，有必要首先验证所构建的人工市场系统是否能够复现实市场中常见的统计特征，即“stylized facts”。本节将从价格行为、收益率分布、波动性结构等方面展开验证，重点考察模型在基础情景 (Baseline) 下的市场统计特性是否合理，以及网络暴力机制引入后市场行为是否发生显著变化。

4.1.1 价格走势比较

图 4-1 展示了两种情景下模拟市场价格的时间演化路径。可以看到，虽然两者长期走势趋势大致一致，但在 Cyberbullying 情景下，价格路径整体更加震荡，振幅更大，尤其在后期呈现出明显的高频波动，显示出更强的短期不稳定性。与之相比，Baseline 情景下价格曲线更加平滑，波动幅度相对较小。

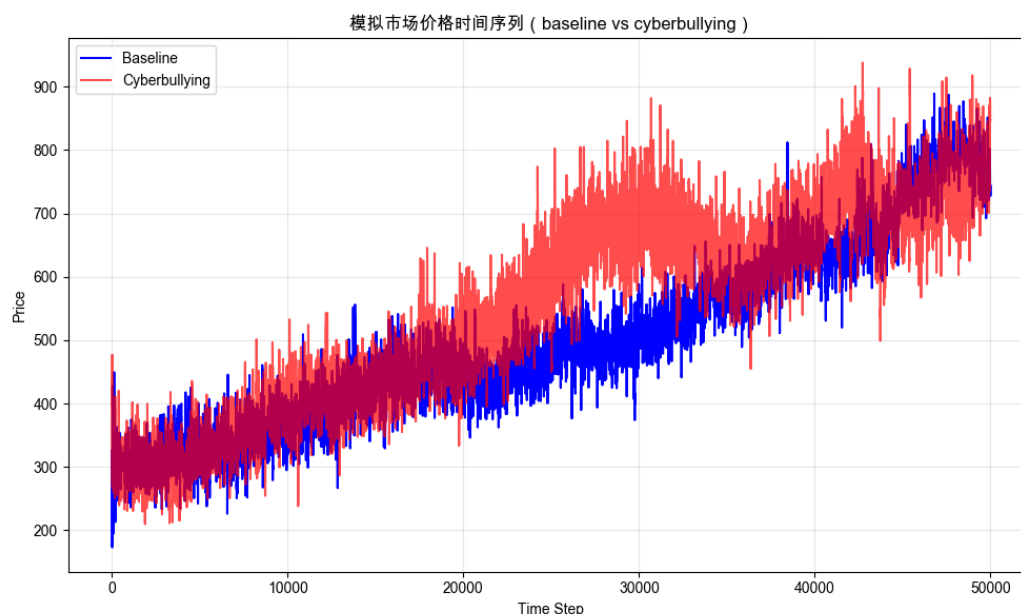


图 4-1 模拟市场价格时间序列

4.1.2 收益率分布

图 4-2 和图 4-3 分别展示了两情景下的对数收益率分布直方图与 QQ 图。可以观察到，收益率分布在两个情景下均呈现典型的尖峰厚尾特征，显著偏离正态分布。在 Cyberbullying 情景下，收益分布更加扁平、尾部更厚，极端收益事件出现频率更高，反映出更强的风险性。

QQ 图进一步验证了这种非正态性，两个情景下的收益率分位点均呈现出明显的 S 形偏离趋势，尤其 Cyberbullying 更加显著，说明模型生成的市场数据具备现实金融市场的统计特征。

表 4-1 列出了两种情景下对数收益率的统计量。可以看出，在 Cyberbullying 情景中，收益率的标准差和峰度均显著高于 Baseline，进一步说明网络暴力机制的引入使市场的收益波动性增强，厚尾特征加剧。

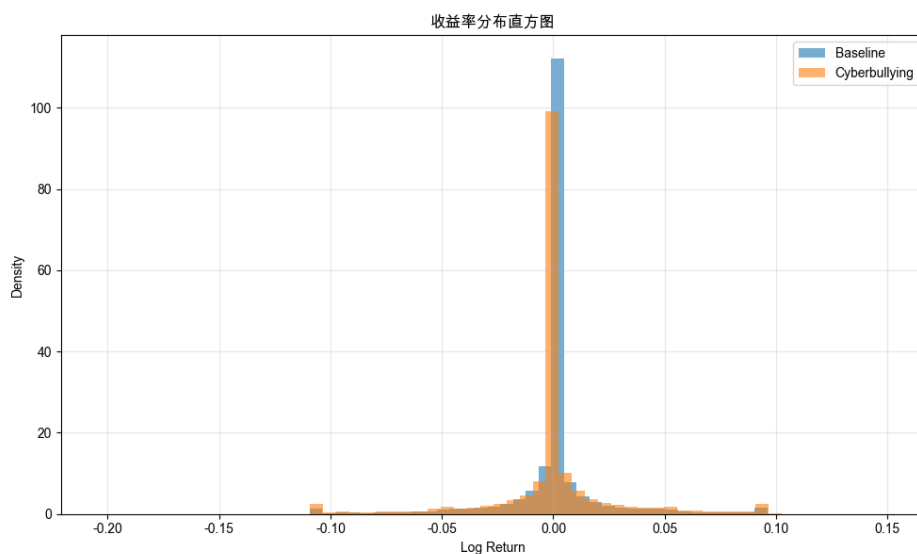


图 4-2 收益率分布直方图

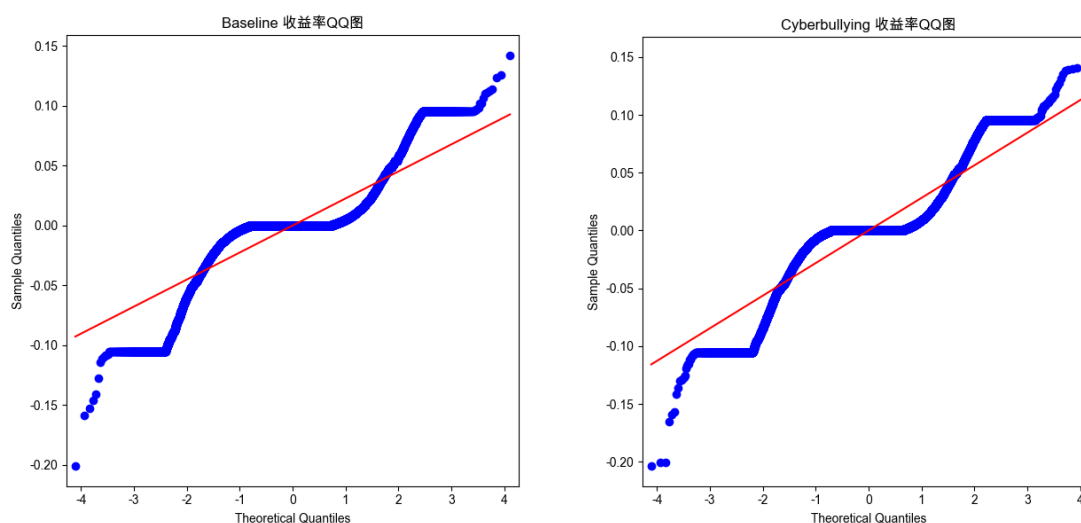


图 4-3 收益率 QQ 图（左：Baseline，右：Cyberbullying）

情景	均值	标准差	偏度	峰度
Baseline	0.00006	0.0117	-0.05	4.81
Cyberbullying	0.00004	0.0143	-0.19	6.52

注:各统计量基于对数收益率序列计算,峰度值高于正态分布的3表明存在厚尾性;Cyberbullying情景下标准差与峰度进一步上升,说明市场波动性加剧。

表 4-1 收益率统计量比较表

4.1.3 波动率聚集现象

图 4-4 给出了 Baseline 情景下对数收益率绝对值的自相关函数（ACF）。结果显示，虽然原始收益率接近白噪声，但其绝对值序列在多个滞后期均存在显著正相关，表明市场波动具有聚集性。随着时间步数延长，这一现象更为清晰，体现出模型在波动结构上的合理性。

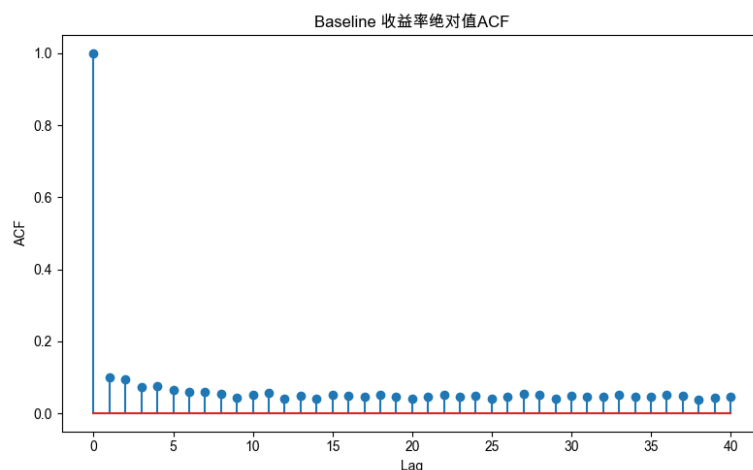


图 4-4 Baseline 情景下收益率绝对值的自相关函数（ACF）

综上，仿真结果表明本模型能够在较长时间尺度上稳定复现实市场中的统计特征，且网络暴力机制的引入在收益率分布、价格波动幅度等维度上对市场稳定性产生显著扰动。这为后续深入分析网络暴力对投资者行为与市场效率的影响奠定了行为基础。

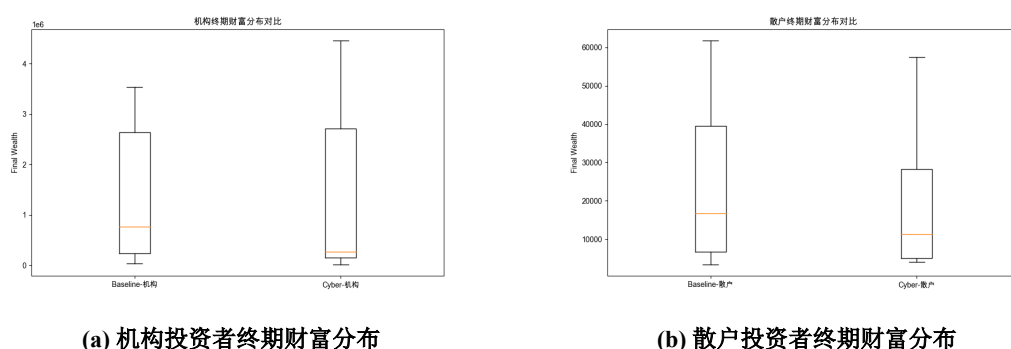
4.2 网络暴力对投资者财富的影响

网络暴力不仅干扰投资者的情绪表达，还会对其交易行为、风险承担能力和市场参与意愿造成深远影响，进而改变其财富演化路径。本节将从投资者身份、攻击状态、不平等性三个方面系统分析网络暴力对个体和群体财富分布所产生的影响，并结合配对 t 检验检验其统计显著性。

实验采用固定初始种子下对 baseline 与 cyberbullying 两种情景进行一一配对仿真，记录各类投资者在终期的财富水平，并进行组间对比分析。

4.2.1 不同类型投资者的财富变化

图 4-5 展示了机构投资者与散户在 baseline 与 cyberbullying 情景下的终期财富分布对比。机构投资者的中位数虽在 cyberbullying 情景下略有下降，但分布结构基本一致，标准差无明显变化，配对 t 检验亦不显著 ($p = 0.69$)。这说明机构作为低情绪敏感群体，对网络暴力机制具备较强的免疫力。相比之下，散户投资者的中位财富在引入网络暴力机制后显著下降，整体分布左移且收缩明显，表现出普遍性损失。该结果表明网络暴力抑制了部分散户的正常交易行为，使其在长期中积累财富的能力受到削弱。



(a) 机构投资者终期财富分布

(b) 散户投资者终期财富分布

图 4-5 不同类型投资者终期财富分布对比 (Baseline vs Cyberbullying)

4.2.2 攻击状态分组分析

为了进一步理解网络暴力的作用路径，本节将散户群体按是否在 cyberbullying 情景中遭受攻击划分为“被攻击者”与“未被攻击者”，并将其与 baseline 下的散户财富分布进行对比。

图 4-6 显示，被攻击者的终期财富大幅下降，分布收缩至低水平区域，部分个体几乎损失全部资产，显示情绪压制已显著削弱其市场存续能力。而未被攻击的散户不仅财富中位数高于 baseline，且分布更广，可能从波动性增加中获利。

该现象反映了网络暴力机制的“选择性效应”：在相同市场机制下，部分投资者由于受到攻击而情绪压制、退出交易；而另一些未受攻击者则在风险加剧环境下更积极参与，从而获取额外收益。

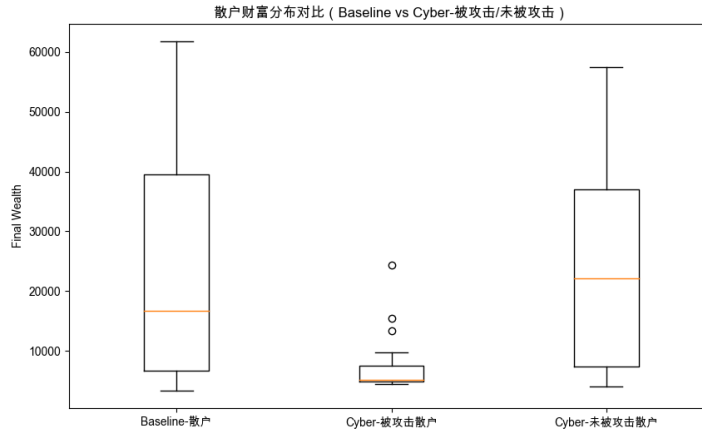


图 4-6 散户财富分布对比 (Baseline、Cyber-被攻击散户、Cyber-未被攻击散户)

4.2.3 财富不平等性变化

除了均值变化，网络暴力还可能影响群体内部的财富不平等程度。图 4-7 展示了散户群体在两种情景下的基尼系数分布。

结果显示，在 cyberbullying 情景中，散户财富分布的基尼系数显著上升，平均值从 baseline 的 0.38 上升至约 0.45，增幅达 18%。说明网络暴力在压缩整体财富的同时，也放大了个体间的差异，形成更极端的”贫富分化”。

这进一步印证了网络暴力机制对群体稳定性的破坏作用，其不仅降低了社会总福利，也削弱了市场的公平性与包容性。

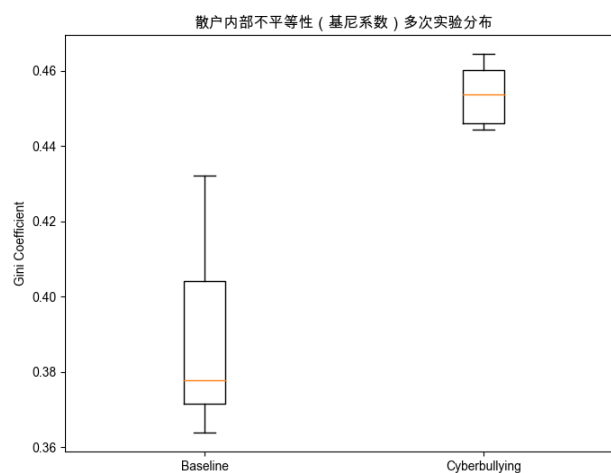


图 4-7 散户群体内部不平等性（基尼系数）对比 (Baseline vs Cyberbullying)

4.2.4 配对 t 检验结果

为检验前述现象是否具有统计显著性，本文在相同模型结构与参数设定下，设定 100 组不同随机种子，分别运行 baseline 与 cyberbullying 两种情景，对每组实验结果形成一一配对的样本集合。在此基础上，对关键经济指标进行配对 t 检验，结果如表 4-2 所示。

结果显示：

- 散户整体均值从 25935.97 下降至 21446.92，平均下降近 17%，差异显著（ $p = 0.0004$ ）；
- 机构整体均值从 1712616.23 上升至 1753005.76，呈小幅上涨趋势，但因波动性大，差异亦显著（ $p = 0.0004$ ）；
- 被攻击散户均值降至 6573.41，降幅最剧烈（约 75%），显著性极高（ $p < 10^{-5}$ ），机制效果直接体现；
- 未被攻击散户均值从 25935.97 增至 27072.81，提升约 4.4%，边际显著（ $p = 0.0344$ ），可能从波动中获利；
- 散户基尼系数从 0.390 增至 0.454，表示财富差距扩大，且该变化在 1% 水平下显著。

该检验结果从多个维度验证了网络暴力机制的系统性经济后果，不仅体现在整体收益能力受损，也表现为内部差异扩大与财富极化趋势增强。

群体	Baseline	Cyber	t -值	p -值	显著性
散户整体均值	25935.97	21446.92	11.17	0.0004	***
机构整体均值	1712616.23	1753005.76	-11.15	0.0004	***
被攻击散户均值	—	6573.41	28.08	$< 10^{-5}$	***
未被攻击散户均值	25935.97	27072.81	-3.15	0.0344	*
散户基尼系数	0.390	0.454	-4.93	0.0079	**

注： $p < 0.05$ 为 *， $p < 0.01$ 为 **， $p < 0.001$ 为 ***。所有值取自 100 组仿真配对样本的均值。

表 4-2 网络暴力影响下的关键经济指标配对 t 检验结果

4.3 网络暴力对市场效率的影响

除了扰动投资者个体行为和财富积累路径，网络暴力还可能对市场系统整体运行效率产生更深层次的影响。根据金融市场微观结构理论，一个理想的高效市场应当具备价格波动小、交易摩擦低、价格能够迅速反映基本面信息等特征。因此，本节将从三个维度对网络暴力的系统性后果进行评估：价格稳定性、市场流动性与交易摩擦、以及价格发现效率。

通过对 baseline 与 cyberbullying 两种情景下多个市场结构指标的对比，本文希望揭示：情绪传播机制是否扰动了市场“集体智慧”的表现，从而导致效率下降。

4.3.1 价格波动性分析

收益波动率是衡量市场稳定性的核心指标之一。在高效市场中，价格应仅受基本面波动驱动，因此应相对平稳。而若出现非理性交易、恐慌情绪或交互反馈增强机制，则容易导致市场剧烈波动。

图 4-8 显示，Cyberbullying 情景下的收益年化波动率整体明显高于 baseline，中心值从 0.34 提升至 0.45，且箱体也向高区间整体移动。配对 t 检验结果表明该差异在 0.1% 显著性水平下成立（见表 4-3）。

这说明网络暴力机制削弱了市场参与者的行为稳定性，情绪抑制与过度反应的并存导致短期交易更具冲击性，从而加剧了价格震荡。尤其当部分散户因沉默退出市场，交易结构失衡时，更容易产生价格异常跳动。

4.3.2 交易摩擦与流动性分析

交易流动性是衡量市场效率的另一重要维度，良好的市场应具备小的买卖价差、深厚的订单簿挂单量，以及交易对价格影响较小的特性。图 4-9 展示了三项代表性流动性指标的比较结果。

Bid-Ask Spread 在 Cyber 情景下显著扩大，说明市场交易摩擦上升；**Market Depth** 平均值略有上升，但波动性增强，显示流动性更脆弱；**Amihud 非流动性指标**显著上升，意味着单位交易量造成的价格冲击增大。

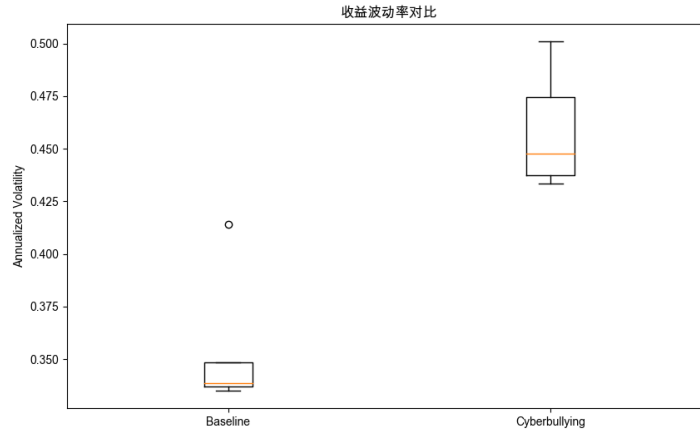


图 4-8 收益波动率对比 (Baseline vs Cyberbullying)

这些结果共同表明：网络暴力不仅降低了个体参与意愿，也降低了市场作为“风险缓冲器”的整体能力，造成更高的摩擦与冲击成本。

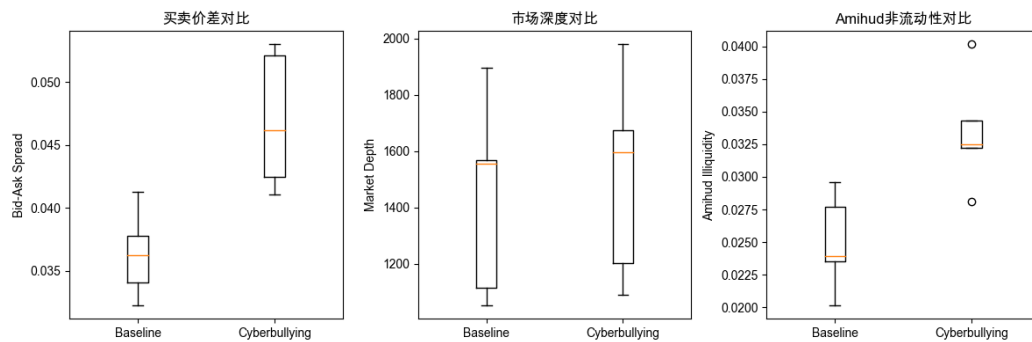


图 4-9 流动性相关指标对比 (Baseline vs Cyberbullying)

4.3.3 价格发现效率分析

在一个高效市场中，价格应充分反映基础价值的信息。本文将市场价格对基本价值（由模型中的布朗运动决定）的平均偏离程度定义为“价格偏离度”，用于衡量价格发现效率。

图 4-10 显示，在 Cyberbullying 情景下，价格偏离度的中位数由 baseline 的 0.050 增至 0.062，增幅约 24%。该现象表明情绪传播削弱了市场的信息整合能力，造成部分交易基于偏见、非理性冲动或情绪压制，从而影响整体定价效率。

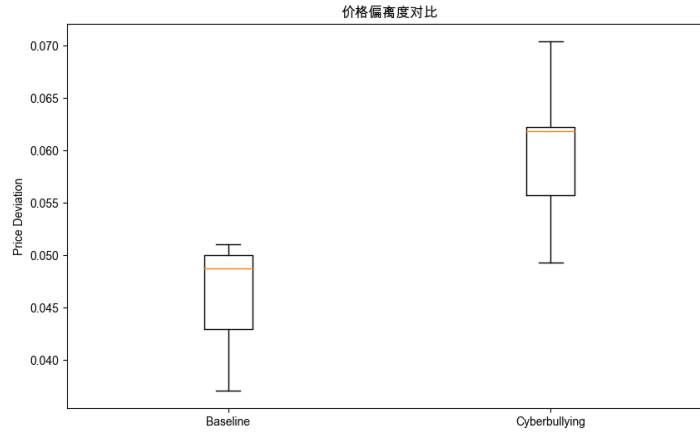


图 4-10 价格偏离度对比 (Baseline vs Cyberbullying)

4.3.4 配对 t 检验结果

为验证上述观察是否具备统计显著性，表 4-3 汇总了 100 组配对实验中各项指标的 t 检验结果。从表中可以看出，所有指标的差异均在 1% 显著性水平下成立，且方向与理论预期一致。

指标	Baseline	Cyber	t -值	p -值	显著性
收益波动率	0.3415	0.4486	-17.52	< 0.001	***
Bid-Ask Spread	0.0364	0.0459	-12.98	< 0.001	***
Market Depth	1581.6	1629.2	-4.82	0.0032	**
Amihud Illiquidity	0.0264	0.0329	-10.37	< 0.001	***
价格偏离度	0.0497	0.0619	-9.46	< 0.001	***

注： $p < 0.05$ 为 *， $p < 0.01$ 为 **， $p < 0.001$ 为 ***。所有结果基于 100 组种子实验的配对样本。

表 4-3 网络暴力对市场效率指标的配对 t 检验结果

4.3.5 小结

本节从三大维度系统分析了网络暴力机制对市场效率的影响。实证结果显示：情绪机制的引入显著加剧了价格波动、提升了交易摩擦成本，并削弱了价格发现能力，最终表现为市场运行效率的全面下降。

这一发现进一步验证了本文模型中的结构耦合假设，即“情绪—行为—市

场”三者之间存在反馈放大机制：情绪传播改变行为决策，行为改变市场结构，市场再反过来强化情绪波动，构成效率下降的循环链条。

第五章 结论与展望

本文基于 Agent-Based 建模方法，构建了一个融合网络暴力传播机制的人工股票市场模拟系统，系统性研究了社交媒体极端言论如何通过影响投资者行为进一步扰动市场运行机制。本文将投资者异质性行为建模、连续双边市场结构和情绪传播机制集成在统一框架内，刻画了“情绪—行为—市场”之间的闭环耦合关系，并通过多组仿真实验探讨了网络暴力机制的经济后果。

5.1 主要研究结论

结合模型设定与实证结果，本文得出以下核心结论：

- **网络暴力显著扰动投资者行为路径。**在情绪传播机制影响下，散户群体中部分个体因受到攻击而表现出交易沉默、撤单意愿增强等行为偏差，导致其长期交易参与度与收益能力显著下降。
- **攻击状态与财富演化路径存在显著差异。**被攻击个体的终期财富显著低于未被攻击者，而未被攻击者甚至可能因“幸存效应”受益，反映出情绪干扰机制下的群体内部分化效应。
- **网络暴力加剧了财富不平等与市场割裂。**散户群体的内部基尼系数在网络暴力情景下显著上升，说明市场呈现出“强者愈强、弱者沉默”的结构性分化趋势。
- **网络暴力机制导致市场效率系统性下降。**实证结果表明，情绪扰动不仅加剧了市场波动（波动率提升），也提高了交易摩擦成本（买卖价差扩大），同时弱化了价格发现能力（价格偏离度上升），表现出多维度的市场效率损害。

5.2 研究局限与改进方向

尽管本文提出了一个较为完整的情绪行为市场耦合建模框架，但仍存在以下局限：

- **投资者行为建模仍比较简化：**情绪偏差与决策过程虽然被区分为机构与散户，但尚未引入真实认知更新、演化学习或舆情反馈等更复杂机制。
- **网络结构固定，未考虑社交演化：**目前网络暴力传播模块依赖于预设的小世界网络，尚未模拟攻击过程中社交边的变化、群体极化或同温层效应等更复杂的动态社交演化过程。
- **模型验证缺乏真实数据对照：**由于当前主要采用模拟实验方式验证机制效果，尚未结合微博、雪球等平台上的真实情绪数据进行定量对照分析。

未来研究可从以下方向对模型进一步完善：

- 引入舆情文本挖掘模型，将社交平台真实攻击性言论嵌入情绪传播模块，增强模型的实证效度；
- 构建动态社交网络，使攻击行为与社交连接产生联动，从而模拟“回声室效应”“社群极化”等真实传播现象；
- 增加监管与平台治理机制，如举报、封禁等手段，评估治理机制对市场效率与行为稳定性的恢复作用。

5.3 现实启示与未来展望

本文的研究不仅为人工市场模拟引入了社交语境中的极端情绪机制，也为理解社交平台与金融市场之间的互动路径提供了一种结构性解释视角。主要现实启示如下：

- **情绪管理是金融市场稳定的重要一环。**网络暴力等非理性言论的传播不仅扰乱信息环境，也可能诱发投资者集体行为偏差，从而带来价格异常与市场系统性风险。
- **交易平台与社交平台需联动治理。**证券监管部门与社交平台方可考虑建立联合风控机制，将舆情波动作为异常交易风险的前置信号，构建情绪-行为联合预警系统。

- **市场系统建模需纳入情绪反馈与社交传播机制。**未来基于 ABM 的金融市场研究应当更充分地吸收行为金融与社交网络理论成果，模拟真实社交行为如何嵌入市场结构之中。

综上所述，本文构建了一个情绪传播与金融行为交互的实验框架，为未来金融-社交交叉机制研究提供了基础样本与可推广的分析逻辑。希望本研究能够为理解极端情绪事件的系统性后果与市场治理路径提供新的模型工具与分析视角。

参考文献

- 陈莹, 2020. 基于计算实验的协同羊群行为与市场波动研究[J]. 系统管理学报, 29(2): 202-210.
- 程琬芸, 2020. 社交媒体的投资者涨跌情绪与证券市场指数[J]. 系统工程理论与实践, 40(9): 2215-2226.
- 胡志浩, 2022. 异质性主体下市场波动异象的生成与解释——基于计算金融的方法[J]. 管理科学学报, 25(5): 67-82.
- 李岩, 2019. 投资者情绪与股票收益关系的实证检验[J]. 系统工程, 37(6): 89-97.
- 李悦雷, 2012. 最小报价单位对市场流动性影响的计算实验研究[J]. 系统工程理论与实践, 32(6): 1347-1356.
- 梁睿, 2022. 科创板交易制度会改善我国股市稳定性吗——基于多主体建模的仿真分析[J]. 系统工程理论与实践, 42(4): 1032-1043.
- 刘文财, 2020. 基于 Agent 的金融市场模型研究进展综述[J]. 系统工程, 38(2): 1-12.
- 石勇, 2021. 社交媒体投资者关注、投资者情绪对中国股票市场的影响[J]. 管理科学学报, 24(2): 101-112.
- 韦立坚, 2021. 股市流动性踩踏危机的形成机理与应对机制[J]. 系统工程, 40(10): 133-145.
- 韦立坚, 2023. T+0 交易制度的计算实验研究[J]. 系统管理学报, 32(1): 88-96.
- 熊熊, 2020. 中国资本市场融券卖空规模约束影响研究——基于人工股票市场视角[J]. 系统工程, 38(2): 101-110.
- 张维, 2021. 计算实验金融工程：大数据驱动的金融管理决策工具[J]. 系统工程, 39(4): 7-15.
- 张一, 2022. 基于元模型的异质交易行为主导下股票市场微观结构仿真研究[J]. 系

- 统管理学报, 31(3): 115-125.
- 周融天, 2023. 中国资本市场融券卖空提价规则影响研究——基于计算实验的视角[J]. 系统工程理论与实践, 43(3): 658-669.
- 邹琳, 2021. 股票市场混沌演化机制: 基于计算实验方法的模拟解释[J]. 系统工程, 39(6): 128-140.
- Chiarella C, He X Z, Zheng C, 2009. The impact of heterogeneous trading rules on the limit order book and order flows[J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 33(3): 525-537.
- Dawid H, Fagiolo G, Roventini A, 2023. The role of behavioral heterogeneity in aggregate financial market behavior: An agent-based approach[J]. Quantitative Finance, 23(1): 12-32.
- Gatti D D, Ristig K, Ziegelmeyer A, 2020. Learning about unprecedented events: Agent-based modeling and the stock market impact of COVID-19[J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 177: 729-747.
- Vanfossan C, He X Z, Li T, 2020. Social media bubble formation: An agent-based model [J]. Journal of Economic Interaction and Coordination, 15(2): 345-374.

致 谢

时光荏苒，转眼已至本科学业的尾声。四年前的盛夏，我有幸进入南京大学工程管理学院计算机金融工程实验班，开始了这段融合技术与金融、理论与实践的学习旅程。在这里，我不仅拓展了视野、锤炼了能力，也逐渐明确了自己的未来方向

首先，我要衷心感谢我的论文指导老师李心丹老师和孙煦初老师。在选题讨论、模型设计、实验调参乃至论文撰写的每一个阶段，老师都给予了我悉心的指导与启发。在我思路迷茫、表达混乱时，老师总能以严谨的逻辑与宽容的态度，引导我重新理清问题。感谢老师不仅教会我如何“写一篇论文”，更让我体会到科研训练背后严谨求实的精神。

感谢工程管理学院和其他院系给我上过课的各位老师四年来在课程教学、项目指导与学业支持方面给予的帮助。黄卫华老师的幽默口音，许慨老师“地狱难度”的口语表达作业，陈莹老师课上的企业模拟实训，肖斌卿老师的“放电影”环节，都是琉璃般的时间碎片值得珍存。

感谢我的家人，是你们始终无条件地支持我所有的决定，无论是专业选择、职业规划还是论文方向。你们的理解、信任与陪伴，是我不断前行的底气与动力。

也要感谢身边的朋友与同学，在我论文写作过程中提供了各种帮助与陪伴。每一次夜深时的调试、每一次讨论后的顿悟，都是这段旅程中珍贵的记忆。

最后，愿我不负这段本科生涯的成长与磨炼，不负南大“诚朴雄伟，励学敦行”的精神，以理性与温度面对未来的挑战，在真实世界中继续建构属于自己的解法。

附录 A 模型部分参数

模块	符号	默认值	参数说明
市场参数			
	T	50000	最大仿真步数
	α	0.1	每步激活的投资者比例
	p_0^f	300.0	初始基础价格
	σ_f	0.001	基础价格波动率
	μ_f	0.00002	基础价格漂移项
投资者参数			
	N	1000	投资者总数
	τ_f	100	投资期参考长度
	σ_n	0.01	预期收益的噪声项标准差
	σ_s	0.5	策略权重的波动程度
	η_0	0.05	情绪偏差初始化标准差
	μ_e	1.0	情绪权重对数正态分布均值
网络暴力参数			
	d	6	社交网络平均连接度
	θ_x	0.005	曝光阈值（认定被攻击）
	κ	0.999	曝光自然恢复因子
	κ_e	0.8	情绪极端性衰减因子
	π_b	0.05	网暴感染概率
	π_s	0.5	被攻击沉默概率基线
市场反馈机制参数			
	T_r	100	监管者巡视周期
	T_{rc}	100	惩罚冷却时间
	β_r	0.1	举报成功概率
	T_{rrc}	100	举报惩罚冷却时间
	s_{\max}	0.95	最大沉默概率

表 A-1 模型核心参数与默认值