



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 孙旭初 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 孙旭初 助理研究员

摘要：

中文摘要

关键词：网络暴力；行为金融；人工股票市场；市场微观结构

南京大学本科生毕业论文（设计、作品）英文摘要

THESIS: Can Cyberbulling 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, Researcher

ABSTRACT:

English abstract

KEYWORDS: Cyberbulling; Behaviour Finance; ABM; Market Microstructure

目 录

目 录	III
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 社交媒体与金融市场相关研究	4
2.2 人工股票市场相关研究	5
2.3 文献评述与研究空白分析	7
第三章 模型设定	10
3.1 模型总体框架	10
3.2 市场结构模块	11
3.2.1 订单与订单簿	11
3.2.2 价格生成机制与市场状态更新	13
3.3 投资者决策模块	15
3.3.1 价格预期与交易意愿	15
3.3.2 是否交易与交易方向	16
3.3.3 交易数量与订单类型	17
3.4 网络暴力模块	18
3.4.1 社交网络的生成	18
3.4.2 网络暴力的传导机制	19

3.4.3 正反馈与负反馈机制	21
第四章 模拟过程	23
第五章 结论	24
参考文献	25
致 谢	26
附录 A 正文中涉及的数据及源代码	27

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凸显。投资者不仅通过微博、股吧、雪球等平台获取市场资讯、交流观点，还通过发帖、评论、转发等方式参与情绪共鸣与意见塑造，社交媒体已成为连接信息流、情绪流与资金流的关键载体。

在此背景下，学术界逐渐关注社交媒体内容对金融市场的影响，尤其是投资者情绪在平台上传播所引发的群体行为偏差、价格异动与市场波动问题。已有研究指出，积极或消极情绪的集中爆发会影响投资者的交易意愿与风险偏好，从而导致价格脱离基本面，形成“羊群效应”或“非理性繁荣”等市场异常现象。

然而，大部分研究聚焦于社交情绪的构造与预测能力，对情绪如何在投资者群体中传播并反馈至市场缺乏机制性刻画。特别是其中的极端负面情绪——如网络暴力（Cyberbullying）——尚未被系统纳入金融建模范式。网络暴力不仅具有攻击性和传染性，还可能引发沉默、焦虑、极端化等行为反应，其在社交网络中呈现出的非线性扩散特征可能会引发集体非理性行为，对市场稳定性构成潜在威胁。

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，在解释市场波动、模拟投资行为和制度测试方面已取得显著进展。ASM 可灵活模拟异质性 Agent 的交易行为，并结合复杂系统理论重现真实市场中的非对称波动、极端事件与财富演化。然而，目前主流 ASM 研究仍未考虑社交网络情绪传播机制，特别是网络暴力等攻击性行为在市场系统中的影响路径。

基于此，本文拟将网络暴力作为一种可传播、可反馈的社会行为机制引入人工股票市场框架，探究其如何通过社交网络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。该研究不仅有助于拓展情绪金融的理论视野，也为理

解社交媒体风险在金融市场中的传导机制提供建模依据。

1.2 研究内容与方法

本文以社交媒体中的网络暴力传播为研究对象，结合人工股票市场模型与 Agent-Based 建模方法，构建融合“情绪传播—行为反馈—市场响应”的仿真系统，主要包括：

- 设计具有攻击性和反馈机制的网络暴力传播模型，刻画情绪感染、沉默反应、攻击转化等关键行为；
- 将传播机制嵌入 ABM 金融市场系统，模拟情绪状态如何影响个体交易行为；
- 通过仿真实验对比有无网络暴力情境下市场指标（如波动率、流动性、财富集中度）变化；
- 评估不同机制参数（如监管强度、韧性成长、举报概率）对系统演化结果的调节作用。

研究方法主要包括：多主体行为建模、社交网络传播建模、订单簿市场结构设计、Monte Carlo 仿真、配对 T 检验、图形可视化等。

1.3 研究创新与不足

本文在研究视角与模型设计上具有如下创新点：

- **研究问题新颖：**区别于以往研究社交媒体舆情或情绪指数对市场的静态影响，本文将“网络暴力”作为一种具有传播性、行为诱导性的社会机制纳入建模；
- **传播机制设计复杂：**构建包含正反馈（攻击者转化）、负反馈（举报、监管、韧性成长）的社交传播模型，模拟现实社交环境中的复杂情绪动态；
- **建模路径融合：**首次在 ABM 金融市场中集成“社交传播—交易行为—市场结构”完整链条，形成“情绪-行为-市场”反馈闭环；
- **评估体系全面：**从个体层面（交易活跃度、情绪偏差）、群体层面（财富分布、行为极化）和市场层面（流动性、价格波动）开展系统分析。

同时，本文也存在一些局限：

- 模型假设与参数设定依赖于理论与启发式判断，缺乏真实数据校准；
- 社交网络结构为预设静态图，未考虑动态演化或结构自适应；
- 网络暴力定义为统一攻击性变量，未区分具体语言、行为形态等多维细节。

1.4 章节安排

本论文共分为六章，结构如下：

- 第一章为导论，介绍研究背景、研究内容、创新点与章节安排；
- 第二章为文献综述，系统整理人工市场与社交媒体影响的相关研究；
- 第三章为模型构建，介绍投资者行为模型、网络暴力传播机制与市场结构；
- 第四章为实验设计与结果分析，描述仿真流程与市场行为数据对比；
- 第五章为扩展分析，探讨多参数下的系统表现与机制敏感性；
- 第六章为结论与展望，总结研究结论，反思不足，并提出后续研究方向。

第二章 文献综述

2.1 社交媒体与金融市场相关研究

近年来，随着社交媒体平台在投资者群体中的广泛使用，其对金融市场的影响成为学术界与业界关注的焦点。社交媒体不仅改变了投资者获取信息的方式，还重塑了舆论形成、情绪传染和投资决策的机制。相关研究主要集中于两个方向：一是探讨社交媒体生成的信息内容、投资者情绪如何预测市场走势；二是研究社交网络结构、情绪反馈机制如何在市场中形成羊群行为、泡沫或极端波动。

Bohorquez et al. [2] 构建了一个基于多层社交网络的金融市场 ABM 模型，试图模拟社交媒体环境下市场泡沫的形成机制。该研究在传统 Lux-Marchesi 框架的基础上，引入了社交结构中社区层级的划分与信息过滤路径，通过社交媒体模拟群体间信息选择性暴露（selective exposure）与“回音室效应”（echo chamber effect）的双重作用。模型结果显示，社交互动的增强会显著放大投资者意见的一致性，形成价格的非理性上升，从而诱发泡沫。该研究的重要贡献在于将社交传播建模与行为金融建模有机结合，但其网络结构为静态预设，尚未涵盖动态扩散或负面信息的传播路径。

在实证研究方面，石勇 [6] 利用中国 A 股市场中投资者论坛、雪球评论、财经新闻等多平台社交媒体数据，构造了投资者关注度、新闻情绪指数、社交互动强度等多维度变量，并将其引入 VAR 模型中，考察其与股市收益、波动之间的动态关系。研究发现，投资者情绪具有一定的市场预测能力，尤其是在情绪较为一致时更能引发市场短期价格反应。值得注意的是，不同平台的情绪信号存在时滞和偏差：股吧更易形成情绪过热，新闻评论则具有滞后反映。该研究提供了将多平台社交信号融合建模的实证基础，然而其模型未深入探讨情绪传播的方向性与结构影响。

程琬芸 [7] 基于新浪微博大数据构建了涨跌情绪指数，将每日微博中与股市相关的文本内容进行分词与情感分析，提取乐观与悲观情绪占比作为指标，并将

其与证券市场指数进行关联分析。研究发现，投资者情绪不仅与当日市场涨跌同步变化，在极端市场环境下还具有前瞻性特征。尤其在熊市环境下，情绪的负面反应更为迅速、强烈，形成情绪放大效应，说明社交媒体情绪可能通过非对称路径影响市场波动。但该研究未进一步探讨微观个体如何响应这些情绪信息。

李岩等 [5] 则进一步建立了理论与实证结合的情绪—收益通道。他们提出一个包含理性投资者与情绪交易者的市场结构模型，并使用东方财富股吧中海量发帖文本构建投资者情绪变量。在实证检验中，使用 Fama-MacBeth 双重回归法评估情绪对未来股票收益的预测能力，结果发现，情绪变量不仅显著预测未来收益，其影响力随“情绪投资者比例”的提高而增强。这一结果佐证了行为金融中的噪声交易理论，即非理性交易者通过群体性偏差扰动市场价格。该研究的优势在于理论建模与数据构造相匹配，但其情绪变量仍基于关键词匹配，缺乏动态情绪传播的建模框架。

综上所述，现有关于社交媒体对金融市场影响的研究主要聚焦在“情绪变量构造”与“预测效能分析”两个层面。相关文献普遍确认社交平台上的情绪指标对市场波动具有一定预测性，并表现出在市场极端情形下的非对称放大效应。然而，这类研究多数仍停留在统计相关层面，缺乏对情绪如何在人群中传播、如何通过微观行为反馈至市场的因果机制建模。此外，对“负面情绪”尤其是攻击性、排他性强的网络暴力行为的刻画也尚属空白。

本文在上述研究基础上进一步细化研究对象，将“网络暴力”作为社交媒体中的一种极端负面舆情现象进行机制性建模。不同于一般情绪信号，网络暴力具有攻击传播性、群体极化性与行为抑制性，其在社交网络中呈现出强烈的非线性扩散与正反馈特征。本文拟引入动态社交图结构与反馈机制，建构“攻击—沉默—激化”的传播路径，进一步探索其在投资行为与市场层面上的传导逻辑。这种机制建模为现有情绪金融与 ABM 研究提供了新路径，也为理解社交媒体风险向金融市场渗透提供了理论支持。

2.2 人工股票市场相关研究

人工股票市场（Artificial Stock Market, ASM）是一种模拟现实金融市场的计算实验系统，核心思想是基于 Agent-Based Modeling（ABM）框架构建具有异质

性、有限理性与适应性学习能力的投资者群体，并通过其相互作用演化出价格波动、交易行为与市场结构特征。相较于传统金融理论假设投资者完全理性并服从一致预期，ASM 模型强调市场是复杂系统，涌现行为由微观规则驱动。

Axtell et al. [1] 从整体回顾了 ABM 在经济与金融中的发展历程，指出 ABM 特别适用于刻画非平稳系统中的非线性反馈、自组织行为以及制度实验。该研究回顾了 Santa Fe 人工市场模型的演进，认为该框架开启了用计算实验代替数理解析来研究市场动态的路径，具备解释市场集聚波动、长尾分布与非对称反应等特征的能力。作者还强调 ABM 模型的优势在于可实现微观异质性与宏观现象之间的桥接，为金融市场系统性风险研究提供了技术基础。

在中国学术界，刘文财 [4] 对国内基于 Agent 的金融市场模型研究进行了系统综述，提出金融 ABM 模型可分为价格发现机制类、信息传播与学习机制类、市场结构与监管机制类等多个分支。文献指出，尽管 ABM 具备很强的行为表达能力，但其建模标准尚未统一，参数设定缺乏统一规范，模型验证方法仍以实验回测为主，存在一定主观性。作者建议未来应加强与真实市场数据的耦合，以及多源异构 Agent 的交互机制设计。

高言 [9] 设计了一个引入演化学习与模仿机制的 ASM 模型，考察不同类型投资者在有限信息条件下如何调整策略，并最终影响市场财富分布。研究发现，市场中存在“赢家通吃”现象，早期收益较好的投资者更易成为模仿对象，导致其策略进一步被复制，形成路径依赖的财富集聚。同时，社会网络结构显著影响模仿路径：在集中网络中更易形成财富马太效应，在分散结构中则更利于多样化策略生存。该研究较为系统地模拟了微观行为演化如何通过模仿机制影响宏观结构，但尚未纳入情绪变量对行为调整路径的调控作用。

陈莹 [8] 将协同羊群行为引入人工股票市场中，模拟在不完全信息条件下，投资者如何在信念趋同时发生联动交易行为。模型结果显示，当投资者预期收敛速度过快或信号准确性过高时，市场更容易形成集体非理性行为，进而触发价格剧烈波动甚至市场崩盘。这一研究验证了“羊群行为”与市场系统性波动之间的因果关系，也突显出微观预期形成机制对宏观市场稳定性的重要影响。但该模型未构建明晰的信息传播路径，无法反映如社交媒体等现实平台上的非结构性意见形成过程。

此外，部分研究还尝试将行为金融理论中的偏好异质性与风险感知机制引

入 ABM 框架中，形成情绪-认知联动模型。例如，一些学者通过设置“噪声交易者”与“理性交易者”并存结构，模拟恐慌行为如何通过市场回撤诱发群体抛售；另一些模型则引入投资者信心指数或情绪阈值作为行为切换机制，形成阶段性多稳定结构。这类模型在解释市场崩盘与反弹周期性上具有优势，但大多数尚未引入社交机制作为情绪扩散媒介。

综上所述，人工股票市场研究已建立起以 ABM 为核心的方法体系，能够从微观行为出发模拟市场的集体动态、价格形成机制以及财富演化路径，尤其在非线性波动、极端事件重现、制度测试等方面展现出独特优势。但当前研究仍存在两个空白：一是对外部情绪变量如何通过社交结构作用于个体行为的机制性建模仍较少；二是对负面情绪如恐慌、攻击性言论等如何在 Agent 系统中传播并反馈至市场层面的分析不足。

本文在前人研究的基础上引入社交网络结构与负面情绪传播机制，模拟网络暴力事件如何通过信息网络与情绪传导路径影响个体行为决策，并最终集体性反馈至市场价格形成与财富差异演化过程。这一拓展不仅丰富了人工市场模型的外部扰动机制设计，也为 ABM 模型中引入社会心理变量提供了实践模板。

2.3 文献评述与研究空白分析

从已有文献可以看出，当前金融学界与计算社会科学领域对社交媒体与金融市场之间关系的研究已取得初步进展，并在两个相对独立的方向上形成了较为系统的知识体系。一方面，社交媒体相关研究主要聚焦于情绪挖掘与预测能力验证，强调舆情数据的建模方法、市场反应特征及其短期预测能力；另一方面，人工股票市场（ASM）作为行为金融的建模平台，致力于还原现实市场中的非线性波动、行为异质性和系统性风险。

然而，尽管两者都承认行为与舆论对市场的影响，但彼此之间的整合仍存在显著不足。大多数社交媒体研究仍停留在数据驱动的经验分析层面，尽管可以通过文本挖掘技术提取情绪变量，并发现其与市场走势之间的相关性，但在机制建构上缺乏“因果链”式的建模逻辑。换言之，这些研究往往无法解释“情绪是如何传播的”“谁更容易被影响”“个体反应是否具有结构性异质”等关键问题，导致预测虽准，但解释力弱。

与此同时，ASM 方向的研究在行为建模与演化机制方面不断精细化，涌现出模仿机制、策略更新、羊群行为、异质偏好等多个研究路线，具备从微观规则生成宏观市场行为的能力。但目前主流 ASM 模型的外部扰动仍以噪声项或 *exogenous signal* 为主，缺少将社会网络作为“情绪渠道”的系统构造。例如，在高言 [9] 的模型中，财富演化仅依赖于投资行为结果的反馈；而在陈莹 [8] 的模型中，协同行为更多依赖信号趋同性，而非社会交互结构。这限制了模型在解释“情绪如何形成”“恐慌如何蔓延”及“非理性行为如何传染”等方面的能力。

更值得注意的是，网络暴力作为一种在现实社交平台中频发的极端负面情绪传播现象，在学术研究中几乎未被建模。尽管已有部分研究意识到社交媒体中的悲观、愤怒、攻击性等情绪对市场的潜在风险，但仍缺乏对其传播机制、影响路径及调节机制的系统刻画。大多数研究将“情绪”简化为连续变量（如情感指数），并未区分攻击型、排斥型、消极型等复杂情绪的异质效应，更未考虑情绪扩散与个体行为反馈之间的互动关系。

此外，目前关于社交网络结构在金融市场中的作用研究仍以静态结构为主，缺乏对动态网络演化、结构异质性与行为反馈之间耦合关系的深入挖掘。尤其在面对具有传播性和攻击性的情绪（如网络暴力）时，社交图的拓扑结构、传播路径的异步性、被攻击者的响应策略（如沉默、反击）等因素将显著影响市场行为的系统性后果。

基于上述文献空白与不足，本文试图在以下三个方面作出拓展与创新：

- 第一，将“网络暴力”作为独立研究对象引入金融行为建模框架，并区分其与一般社交情绪信号之间的传播机制差异，强调其攻击性、感染性和沉默效应；
- 第二，构建融合正反馈（被攻击者情绪极化转化为新攻击者）与负反馈（监管、举报、韧性增长）机制的社交传播模型，模拟网络暴力的动态演化过程；
- 第三，将该传播机制与 Agent-Based 人工市场系统耦合，构建情绪—行为—市场闭环反馈路径，通过仿真实验考察网络暴力在市场波动、财富分布与行为异质性演化中的作用。

综上，本文不仅致力于填补情绪金融与复杂系统建模之间的结合空白，也力

图拓展人工股票市场模型的外部环境表达能力，在系统性地解释社交媒体如何通过网络暴力等极端舆情事件扰动金融市场方面提供理论支持与方法工具。

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。

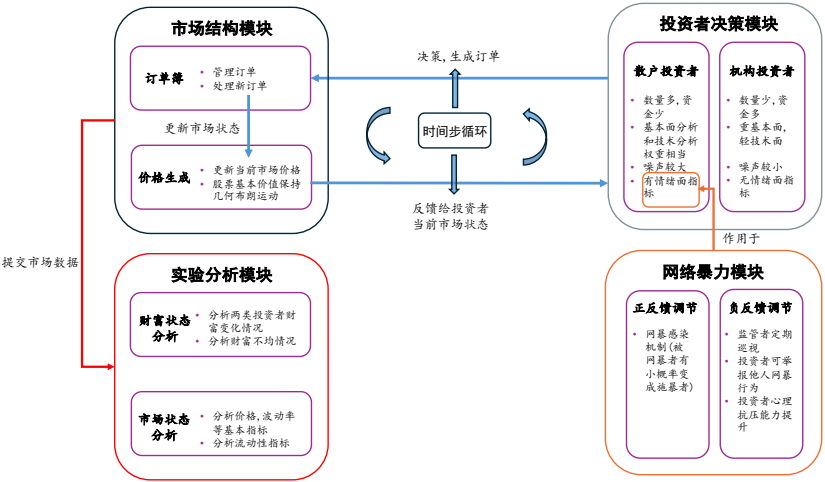


图 3-1 模型整体架构

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 市场结构模块

市场结构模块模拟了股票市场中的交易机制，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。

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。

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

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：

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

在市场价格的生成过程中，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 投资者决策模块

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. [3] 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. [3] 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

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。

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。

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

表 3-2 投资者订单类型判断规则。其中 p^* 为根据公式 3-6 计算的预期价格； $p_m = 0.9p_i$ 、 $p_M = 1.1p_i$ 为允许报价边界； a_i^q 、 b_i^q 分别为当前最优卖价与买价。

3.4 网络暴力模块

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 `is_attacker = 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：

$$\text{is_bullied}^j = \text{True}$$

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 模拟过程

第五章 结论

这里是结论

参考文献

- [1] Axtell R, Farmer J D, et al. Agent-based modeling in economics and finance: Past, present, and future[J]. Journal of Economic Literature, 2022.
- [2] Bohorquez J, Cartlidge J. Social media bubble formation using agent-based modeling[J]. Complexity Economics, 2024.
- [3] Chiarella C, Dieci R, He X Z. Heterogeneity, Market Mechanisms, and Asset Price Dynamics[J/OL]. Handbook of Financial Markets: Dynamics and Evolution, 2009: 277-344. DOI: 10.1016/B978-0-444-51558-5.50013-8.
- [4] 刘文财. 基于 Agent 的金融市场模型研究进展综述[J]. 系统工程理论与实践, 2020(3): 547-562.
- [5] 李岩, 金德环. 投资者情绪与股票收益关系的实证检验[J]. 统计与决策, 2018(15): 166-169.
- [6] 石勇. 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]. 金融论坛, 2020, 25(8): 58-66.
- [7] 程琬芸. 社交媒体的投资者涨跌情绪与证券市场指数[J]. 技术经济与管理研究, 2019(3): 112-118.
- [8] 陈莹. 基于计算实验的协同羊群行为与市场波动研究[J]. 统计与信息论坛, 2021, 36(6): 87-93.
- [9] 高言. 基于人工股票市场的财富分布及演化研究[J]. 系统工程学报, 2020, 35(4): 123-132.

致 谢

感谢 LUG@NJU。

附录 A 正文中涉及的数据及源代码

模块	符号	默认值	参数说明
市场参数			
	T	10000	最大仿真步数（时间步）
	α	0.1	每步激活交易者的比例
	p_0^f	300.0	初始基础价格
	σ_f	0.001	基础价格波动率
	μ_f	0.00005	基础价格漂移项
交易者参数			
	N	100	投资者总数
	ρ_r	0.9	散户占比
	σ_n	0.01	预期收益的噪声项标准差
	τ_f	50	投资期参考长度（计算 τ^i ）
	σ_s	0.5	行为权重的波动程度
	η_0	0.03	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	社交网络平均邻居数
	G	小世界	网络类型（小世界 / 随机图）
	ρ_b	0.1	初始喷子比例
	θ_x	0.05	曝光阈值（认定为被攻击）
	γ_r	0.01	心理韧性提升速度
	κ	0.9	曝光度自然恢复速率
	κ_e	0.8	情绪极端性恢复因子
	π_b	0.05	网暴感染概率（变为喷子）
	λ_e	1.5	情绪放大倍数（感染后）
	π_s	0.5	被攻击者沉默概率基线
	T_{cd}	3	攻击者冷却时间
反馈机制参数			
	R	启用与否	是否启用监管者机制（true/false）
	T_r	10	监管者巡视周期
	T_{rc}	10	监管冷却时间
	β_r	0.1	举报成功概率
	T_{rrc}	8	举报惩罚冷却时间
	s_{\max}	0.95	最大沉默概率

表 A-1 模型仿真核心参数设置与默认值

...