

谣言传播模型与仿真方法研究进展

许家鸣, 宋 阳

安徽工业大学管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山

收稿日期: 2026年5月22日; 录用日期: 2026年6月1日; 发布日期: 2026年7月28日

摘 要

为梳理复杂社交网络中谣言传播模型与仿真方法的发展脉络, 本文围绕经典谣言传播理论、微分方程模型、复杂网络拓扑与高阶交互模型以及大语言模型智能体与动力学约束融合模型展开综述。首先, 从Allport-Postman模型、Knapp谣言类型分类和仓室建模思想出发, 阐明经典理论对传播变量选取和状态划分的基础作用; 其次, 分析DK模型、分数阶ISDR模型和SKT型偏微分方程模型在传播机制、记忆效应、辟谣反馈、空间扩散和时空斑图刻画中的建模意义; 进一步讨论无标度网络、社区结构、节点中心性、单纯复形和超图等拓扑结构在关键传播者识别、群体协同传播和突发扩散分析中的作用; 最后, 讨论LLM智能体与元胞自动机、SIR机制耦合在意见演化仿真中的应用。研究表明, 谣言传播建模正由宏观经验解释逐步转向动态机制刻画、拓扑结构约束、时空耦合分析和智能体仿真融合, 可为复杂网络环境下的舆情预测与干预策略设计提供理论参考。

关键词

谣言传播, 动力学模型, 微分方程, 高阶交互, 大语言模型智能体

Research Progress on Rumor Propagation Models and Simulation Methods

Jiaming Xu, Yang Song

School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan Anhui

Received: May 22, 2026; accepted: June 1, 2026; published: July 28, 2026

Abstract

To clarify the development of rumor propagation models and simulation methods in complex social networks, this paper reviews classical rumor propagation theories, differential equation models, complex network topology and higher-order interaction models, and models integrating large language model agents with dynamical constraints. First, starting from the Allport-Postman model,

文章引用: 许家鸣, 宋阳. 谣言传播模型与仿真方法研究进展[J]. 建模与仿真, 2026, 15(7): 100-111.

DOI: 10.12677/mos.2026.157111

Knapp's rumor classification, and compartmental modeling ideas, this paper explains the foundational role of classical theories in propagation-variable selection and state classification. Second, the modeling significance of the DK model, fractional-order ISDR model, and SKT-type partial differential equation model is analyzed in terms of propagation mechanisms, memory effects, rumor-refutation feedback, spatial diffusion, and spatiotemporal pattern characterization. Furthermore, the roles of topological structures such as scale-free networks, community structures, node centrality, simplicial complexes, and hypergraphs in key spreader identification, collective synergistic propagation, and abrupt diffusion analysis are discussed. Finally, the application of LLM agents coupled with cellular automata and SIR mechanisms in opinion evolution simulation is examined. The results show that rumor propagation modeling is gradually evolving from macro-level empirical explanation toward dynamic mechanism characterization, topological structure constraints, spatiotemporal coupling analysis, and agent-based simulation integration, which can provide theoretical references for public opinion prediction and intervention strategy design in complex network environments.

Keywords

Rumor Propagation, Dynamical Model, Differential Equation, Higher-Order Interaction, Large Language Model Agent

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

谣言作为伴随人类文明演进的复杂现象,在数字媒介生态中呈现出前所未有的非线性演化特征。随着社交网络的普及,大数据实证研究揭示了虚假新闻在重大政治事件中的扩散影响及其复杂传播结构[1];而认知科学研究则指出,虚假信息广泛分享往往源于网民的“注意力缺失(inattention)”与认知推断不足,而非纯粹的极化偏见[2]。近年来,生成式人工智能(如 GPT)使谣言生成步入自动化时代,其合成文本的拟真度甚至超越人类[3],与此同时,已有研究开始将大语言模型(LLM)代理与意见动力学方程耦合,用于模拟社交媒体中的在线意见演化,如“反转新闻”情境下群体态度的反转、衰减与回归过程[4]。从现实社交平台中的谣言-辟谣耦合传播建模(如考虑谣言辟谣过程的 SIRDR 模型[5])到基于深度学习(如 LSTM 时间序列)的数据追踪[6],准确刻画并干预谣言的时空演化已成为全球网络空间安全的关键战略挑战。

针对这一挑战,学界经历了从定性描述向高维定量仿真的范式跃迁。Daley 和 Kendall 于 1965 年开创性提出的 DK 模型奠定了随机动力学研究的基石[7],随后的早期综述系统梳理了这一萌芽阶段的发展路径[8]。随着网络科学的兴起,基于无标度网络(Scale-free networks)的研究深刻揭示了度分布的幂律特征对传播阈值的重要作用[9]。为在复杂网络中识别关键传播源,学者们提出了融合 K-shell 的改进引力模型[10],并进一步引入了意见动力学演化[11]、演化博弈论[12]以及结合了“详尽可能性模型(ELM)”的图上博弈分析[13],实现了宏观网络拓扑与微观个体认知的有机耦合。

然而,现实的网络互动超越了简单的成对关系。近年来,网络拓扑维度加速向包含单纯复形(Simplicial complexes)和超图(Hypergraphs)的高阶结构演进[14]。在环境随机性与偏微分方程(PDE)维度,经典 SKT 模型为描述种群间交叉扩散和空间聚集提供了理论原型[15];同时,神经网络方法与大模型代理的引入,正为高维系统的参数优化和动态仿真提供新的技术路径[16]。本文系统重构了从经典 ODE、复杂拓扑、

PDE 时空演化到大模型协同演化的全景脉络, 旨在为复杂社会网络中的舆情干预提供理论依据与决策参考。

2. 经典谣言传播理论模型

经典谣言传播理论模型主要关注谣言产生与扩散的基本条件, 强调事件属性、信息环境和群体心理对谣言传播强度的影响。与后续动力学方程模型相比, 这类模型更侧重于从宏观层面解释谣言产生与扩散的驱动因素, 为后续状态变量划分和传播参数设定提供理论依据。

Allport 和 Postman [17]提出的 AP 模型是早期谣言传播研究中的代表性模型。该模型认为, 谣言传播强度主要由事件重要性和信息模糊性共同决定。当事件关注度较高而信息供给不足时, 谣言更容易产生并扩散。其基本关系可表示为:

$$R \sim i \times a$$

其中, R 表示谣言传播强度, i 表示事件重要性, a 表示信息模糊性。该模型以比例关系刻画谣言传播强度与关键影响因素之间的关联, 表明谣言扩散受到社会关注度与信息不确定性的共同驱动。

Knapp [18]从社会心理角度对谣言类型进行归纳, 将谣言划分为愿望型、恐惧型和离间型等类型。这一分类说明, 谣言传播不仅与信息不确定性有关, 也与群体情绪、社会焦虑和信任关系密切相关。AP 模型和 Knapp 的研究共同为谣言传播建模提供了两个基础维度: 一是事件重要性与信息模糊性, 二是群体心理与社会情绪。

从建模角度看, 经典理论模型的意义在于为谣言传播动力学提供变量基础和机制假设。在传染病动力学仓室建模思想的启发下, 谣言传播模型通常将个体划分为未知者、传播者和免疫者等状态, 并通过状态转移描述谣言从产生、扩散到衰减的过程[19]。在此基础上, Daley 和 Kendall 提出的 DK 模型以及 Maki 和 Thompson 提出的 MT 模型进一步将谣言传播形式化为可分析的动力学系统[20] [21], 本文将在后续常微分方程模型部分展开讨论。

总体而言, 经典谣言传播理论模型为谣言动力学建模提供了早期理论基础。其优势在于能够用较少变量解释谣言产生和传播的关键条件; 不足在于主要停留在宏观经验关系和定性解释层面, 难以刻画传播状态随时间变化的动态过程。因此, 后续研究通常在此基础上引入仓室模型、复杂网络、时间延迟和智能仿真方法, 以提高谣言传播模型的动态刻画能力和仿真精度。

3. 微分方程模型及其拓扑扩展

微分方程模型是谣言传播建模的核心定量范式, 主要通过常微分方程(ODE)与偏微分方程(PDE)刻画谣言传播中的状态转移、时间演化和时空扩散过程。其中, 常微分方程模型侧重描述传播者、未知者、辟谣者和免疫者等状态变量随时间的动态变化; 偏微分方程模型进一步引入空间变量、扩散项、时滞项和非局域反馈, 用于分析谣言传播的空间聚集、时空斑图和跨区域扩散现象。随着复杂网络研究的发展, 网络拓扑结构和高阶交互机制也逐渐被纳入动力学建模框架, 使谣言传播模型从均质混合假设扩展到异质网络和多主体群体交互场景。

3.1. 常微分方程模型

谣言传播的常微分方程模型在很大程度上沿用了传染病动力学中的状态划分思路, 其基本出发点是通过描述不同类型个体之间的转化过程, 刻画谣言在时间维度上的总体演变规律。此类模型通常建立在均质混合假设之上, 更适合从整体层面分析谣言的传播规模、演化趋势及衰减特征。与疾病传播不同, 谣言传播过程中个体“退出传播”的原因并不对应医学意义上的康复, 而往往与信息重复暴露、兴趣衰

减以及辟谣介入等因素有关。因此, 如何合理表达传播终止机制及其后续演化, 一直是 ODE 类模型建构中的核心问题。

在谣言传播动力学研究中, Daley 与 Kendall [7] [20]提出的 DK 模型被普遍视为早期经典模型之一。该模型将总体人群划分为未知者 X 、传播者 Y 和沉默者 Z 三类, 并假定传播者在接触到其他已知情个体后, 可能由于信息新颖性降低而停止继续扩散。模型的动力学形式可表示为:

$$\begin{cases} \frac{dX}{dt} = -XY \\ \frac{dY}{dt} = XY - 2\left[\frac{1}{2}Y(Y-1)\right] - YZ \\ \frac{dZ}{dt} = 2\left[\frac{1}{2}Y(Y-1)\right] + YZ \end{cases}$$

式中 X , Y 和 Z 分别表示未知者、传播者和沉默者; 各接触项分别刻画传播者与未知者接触后产生传播, 以及传播者与已知情个体接触后退出传播的过程。该模型表明, 在封闭且均质的人群中, 谣言传播通常表现出先增长后衰减的单峰变化特征, 并不会覆盖全部个体, 而是随着知情者之间接触的增加逐步降温。

不过, DK 模型主要基于均质混合与无记忆接触假设, 更适用于描述谣言的一次性扩散过程。随着社交媒体环境日益复杂, 现实中的谣言传播往往同时受到历史信息累积、认知滞后、辟谣反馈及网络结构差异等多重因素的影响。仅依赖传统整数阶常微分方程框架, 已难以充分反映此类传播过程中的持续性、反复性和非局部特征。正是在这一背景下, 研究者开始尝试在经典 ODE 模型基础上引入记忆效应和更复杂的状态结构, 以提升模型对真实传播情景的解释能力。例如, Zhu (2025) [22]等针对复杂网络中谣言扩散的历史依赖性以及官方辟谣的介入效应, 构建了基于 Caputo 分数阶导数的 ISDR 模型。该模型将节点状态划分为未知者 $I_k(t)$ 、传播者 $S_k(t)$ 、辟谣者 $D_k(t)$ 和免疫者 $R_k(t)$, 并在标度无关网络上给出如下动力学系统:

$$\begin{cases} D_t^\alpha I_k(t) = \Lambda - \beta k I_k(t) \Theta(t) - \mu I_k(t), \\ D_t^\alpha S_k(t) = (1-p) \beta k I_k(t) \Theta(t) - \epsilon S_k(t) - \gamma S_k(t) - \mu S_k(t), \\ D_t^\alpha D_k(t) = p \beta k I_k(t) \Theta(t) + \epsilon S_k(t) - \delta D_k(t) - \mu D_k(t), \\ D_t^\alpha R_k(t) = \gamma S_k(t) + \delta D_k(t) - \mu R_k(t), k = 1, 2, \dots, n. \end{cases}$$

其中, D_t^α ($0 < \alpha \leq 1$) 为 Caputo 分数阶算子。与经典整数阶模型相比, 该模型将系统当前演化与既往传播状态联系起来, 从而能够更细致地反映信息记忆、认知累积以及辟谣滞后等现象。同时, ISDR 的多状态设置也使传播、辟谣与退出三类机制能够在统一框架下得到描述, 因此在解释复杂网络环境中的谣言动态方面具有更强的适应性。

在上述经典 ODE 模型的基础上, 相关研究主要沿三个方向展开。第一, 在个体微观特征层面, 模型不仅开始将个体的活跃度演化等自适应状态纳入方程约束[23], 还不断引入从众心理、可信度、认同-怀疑机制与态度演化等心理变量, 以进一步增强对谣言传播中认知差异和行为选择的解释力[24]-[29]。第二, 平台干预、媒体报道、真相传播者和多重辟谣机制被纳入状态转移过程, 用于刻画外部治理力量对传播路径和传播规模的影响[30]-[37]。第三, 时滞、随机扰动、分数阶导数与最优控制方法被用于描述传播过程中的反馈滞后、环境波动、长程记忆和资源约束下的动态干预问题[38]-[55]。这些拓展表明, ODE 模型已由早期的简单状态流转框架, 逐步发展为能够容纳心理因素、辟谣反馈和控制策略的综合动力学工具。

综上所述, 常微分方程(ODE)模型在谣言传播研究中呈现出从均质简化向多因素耦合演进的趋势。早

期 DK 模型奠定了基于未知者、传播者和免疫者等状态划分的宏观动力学基础, 后续 SIR、SIS、SEIR 及其谣言传播变体进一步丰富了状态转移结构, 而分数阶 ISDR 等模型则将记忆效应、认知累积和辟谣反馈纳入统一框架。该类模型的优势在于结构清晰、计算成本较低, 便于推导传播阈值、稳定性条件和最优控制策略; 但其通常依赖均质混合假设, 难以充分刻画局部聚集、空间扩散和跨区域传播等现象, 这也构成了 PDE 模型进一步发展的理论动因。

3.2. 偏微分方程模型

前述常微分方程(ODE)模型主要刻画谣言随时间的整体演化, 但其建立在均质混合假设之上, 难以反映现实社交空间中的局部聚集、向外扩散和跨区域跳跃等异质传播现象。为突破这一局限, 偏微分方程(PDE)模型通过引入空间变量和扩散项, 将谣言传播由单纯时间演化拓展为时空耦合过程, 从而能够更细致地描述其在不同地理或语义空间中的渗透与迁移。作为代表, Shigesada、Kawasaki 和 Teramoto 提出的 SKT 模型[15]将非线性扩散与环境势驱动纳入统一框架: 前者反映局部拥挤导致的诱导扩散, 后者刻画个体向有利区域的定向迁移, 因此可用于解释谣言传播中的空间异质性与局部聚集现象。在连续空间中, 设个体迁移同时受密度依赖扩散与环境势驱动的定向迁移影响, 则在一维情形下其通量可表示为

$$J = -\partial_x [(a + \beta n)n] - n\partial_x U,$$

其中, 第一项表征随机扩散及由个体相互干扰引起的密度依赖扩散增强, 第二项表示环境势梯度 $\partial_x U$ 诱导的定向漂移。结合质量守恒关系

$$\partial_t n = -\partial_x J,$$

由此可得其对应的一维 SKT 原型方程

$$\partial_t n = \partial_x^2 [(a + \beta n)n] + \partial_x (n\partial_x U).$$

这项研究的关键贡献在于, 将种间或种内的“人群压力”以交叉扩散的形式, 实质性地嵌入了传统的反应与扩散框架中。个体层面的相互排斥行为被转换为可分析的非线性动力学项, 即使假设外部环境是绝对均匀的, 仅仅依靠这种由内部干扰催生的非线性迁移, 也可能促使不同类型个体在空间上发生自发分离, 并形成清晰的斑图结构。

这一机制对社交网络舆情演化同样具有解释力。传统动力学模型及 SKT 模型主要基于局部空间邻域展开, 而互联网传播具有跨地域瞬时扩散特征, 已突破这一空间限制。基于此, Xiuyan Xu 等(2025) 研究了一类同时包含时间延迟与非局域效应的反应 - 扩散系统[56]。

为描述时间延迟与非局域效应共同作用下的一般时空动力学, Xiuyan Xu 等构建了一个带固定时滞和非局域效应的双组分反应 - 扩散模型[56]。该模型定义在一维区间 $(0, l\pi)$ 上, 其中 $u(x, t)$ 和 $v(x, t)$ 表示系统的两个状态变量, d_1 与 d_2 分别刻画两类变量的扩散强度, α 和 β 为反应项调节参数, F 和 G 表示局部相互作用函数; u_τ 与 v_τ 表示时滞 τ 下的历史状态, w_u 与 w_v 则表示空间平均意义下的非局域作用, Neumann 边界条件对应无通量约束。与仅考虑局部扩散的传统 PDE 模型相比, 该模型同时纳入了时间延迟和空间平均意义下的全局耦合, 因此可为网络舆情传播中的复杂时空演化研究提供数学参考。研究表明, 在一定参数条件下, 系统可出现 Hopf、Turing、double-Hopf 和 Turing-Hopf 分岔, 并进一步形成兼具空间聚集与时间振荡特征的时空模式。置于谣言传播语境下, 这可理解为一种由全网热度反馈与用户响应迟滞共同驱动的“空间聚集 - 时间振荡”演化机制。

综上, 偏微分方程(PDE)模型的核心贡献在于将空间变量纳入谣言传播系统, 从而突破传统 ODE 模型中均质混合假设的限制。SKT 型空间交叉扩散模型通过引入密度依赖迁移与非线性扩散机制, 为解释

谣言传播中的局部聚集和空间分离现象提供了理论基础[15]。在此基础上, 时滞与非局域效应的引入进一步揭示了网络舆情在全局反馈和响应迟滞共同作用下可能出现的 Hopf 分岔、Turing 斑图及 Turing-Hopf 失稳等复杂时空行为[56]-[59]。此外, 多语言双层反应扩散网络中的最优空间媒体控制研究, 也表明 PDE 模型可进一步服务于跨平台、跨文化传播场景下的舆情干预分析[60]。总体来看, PDE 模型能够更细致地刻画谣言传播的空间扩散、热点聚集与边界演化过程, 但其参数体系较复杂, 实证标定难度较高。同时, PDE 模型虽然能够描述传播过程的空间异质性, 但对社交网络中的节点异质性、社区结构和多人协同交互机制刻画仍相对有限。因此, 有必要进一步从网络拓扑结构和高阶交互关系出发, 讨论复杂网络环境下谣言传播动力学模型的结构扩展。

3.3. 复杂网络拓扑与高阶交互扩展

前述常微分方程和偏微分方程模型分别从时间演化和时空扩散角度刻画谣言传播过程, 但真实社交媒体中的传播动力学还受到网络拓扑结构的显著影响。早期均质混合假设默认个体之间具有近似相同的接触概率, 难以反映复杂网络中的节点异质性、社区结构和关键节点作用。随着复杂网络理论的发展, 无标度网络、社区结构、核心-外围结构和节点中心性等因素逐渐被纳入谣言传播分析。无标度网络中的高度节点往往具有更强的信息扩散能力, 可能显著影响传播阈值和传播范围; 社区结构会使谣言在局部社群内快速扩散, 而跨社区传播通常依赖桥接节点; 核心-外围结构进一步表明, 核心层节点既可能成为谣言扩散的放大器, 也可以作为辟谣信息投放和免疫控制的优先对象。因此, 在谣言传播控制中, 仅依据平均传播率设计干预策略是不充分的, 还需要结合度中心性、介数中心性、K-shell 及影响力排序等指标识别关键传播者, 并将其用于信息源定位、重点节点免疫和辟谣资源配置[9]-[13]。

从社会仿真角度看, Chuang 等利用 LLM-based agents 构造主体网络模拟意见动力学, 说明网络化主体交互已成为刻画群体意见演化的重要建模路径[61]。然而, 传统复杂网络模型大多以成对关系为基本假设, 即将传播过程描述为节点之间的一对一接触。现实网络舆情传播则常发生在群聊、评论区、话题圈层、转发群体和平台推荐环境中, 多个个体可能同时影响同一接收者, 传播效应也并非简单的成对传播率叠加。在这种多主体共同作用场景下, 谣言传播可能表现出阈值触发、协同感染、群体压力增强和突发扩散等非线性特征。为突破传统图模型对成对交互的限制, 单纯复形和超图等高阶网络结构被引入传播动力学研究[14]。其中, 单纯复形可通过边、三角面和更高维单纯形分别表示二元、三元及更高阶群体交互; 超图则通过超边直接表示一组节点之间的共同传播关系, 避免将群体互动强行拆解为多个两两连接, 从而更适合描述群体讨论、集体转发和圈层传播中的多人交互机制[62]-[68]。

为概括高阶协同传播对传统传播方程的影响, 可在未知者-传播者-免疫者框架中引入二维单纯形传播项。设 $s(t)$ 、 $i(t)$ 和 $r(t)$ 分别表示未知者、传播者和免疫者在总人群中的比例, 且满足 $s(t) + i(t) + r(t) = 1$ 。在均值场近似下, 含成对传播和二维单纯形协同传播的简化动力学模型可表示为:

$$\begin{cases} \frac{ds}{dt} = -\beta_1 \langle k \rangle si - \beta_2 \langle k_s \rangle si^2 \\ \frac{di}{dt} = \beta_1 \langle k \rangle si + \beta_2 \langle k_s \rangle si^2 - \mu i \\ \frac{dr}{dt} = \mu i \end{cases}$$

其中, $\beta_2 \langle k_s \rangle si^2$ 表示成对交互下的谣言传播率, $\langle k \rangle$ 表示节点的平均连边度; β_2 表示二维单纯形结构下的高阶协同传播强度, k_s 表示节点参与三元群体交互的平均强度; μ 表示传播者退出传播过程的速率。式中, $\beta_1 \langle k \rangle si$ 为传统成对传播项, 表示未知者与传播者通过一维连边接触后发生状态转移; $\beta_2 \langle k_s \rangle si^2$ 为

高阶协同传播项, 用于刻画多个传播者在同一群体交互结构中共同作用于未知者时产生的非线性增强效应。该项说明, 当群体交互强度较高时, 即使成对传播率较低, 谣言也可能因高阶协同感染而更快扩散。上述方程是对高阶传播机制的简化均值场表达, 用于说明二维单纯形项对传统传播动力学的结构性扩展。

在具体高阶谣言传播建模方面, Dong 等[23]提出的自适应高阶谣言传播模型具有代表性。该研究借助单纯复形理论, 将传统成对交互与由三个节点构成的二维单纯形交互相结合, 并进一步引入活跃个体与消极个体之间的自适应转化机制。其模型将个体划分为活跃未知者、消极未知者、活跃传播者和消极传播者四类状态, 分别刻画个体在一维连边接触、二维单纯形群体交互以及局部社交反馈作用下的状态转移过程。相较于仅考虑成对传播的传统模型, 该模型能够描述多个传播者共同作用下的高阶协同感染过程, 并反映个体活跃状态对谣言扩散和持续传播的影响。相关研究表明, 高阶交互结构可能降低谣言爆发阈值, 增强传播过程中的非线性效应, 并提高活跃传播者的峰值密度和稳态密度[23]。这说明, 在现代数字媒介环境中, 谣言传播不仅取决于节点之间是否存在连接, 还受到群组结构、互动频率和个体活跃状态之间耦合关系的共同影响。

总体来看, 复杂网络拓扑与高阶交互模型为谣言传播动力学提供了从“个体接触”到“群体协同”的结构扩展路径。一方面, 网络拓扑结构有助于解释关键节点、桥接节点和核心社群在传播扩散与控制策略中的作用; 另一方面, 单纯复形和超图模型能够进一步刻画群体互动下的协同传播和非线性突发现象。其不足在于模型结构和参数体系更为复杂, 对真实社交平台中群组关系、交互强度和节点活跃度的标定要求较高。因此, 后续研究仍需加强高阶拓扑模型与真实平台数据之间的映射关系, 并结合信息源定位、关键节点免疫和多层网络干预策略, 提升谣言传播模型的解释能力与治理应用价值。在此基础上, 若进一步引入自然语言生成、角色扮演和个体反馈机制, 则可将拓扑结构约束与智能体交互仿真结合起来, 从而形成面向复杂网络舆情场景的智能化建模路径。

4. LLM 智能体与动力学约束融合模型

前述常微分方程和偏微分方程模型能够刻画谣言传播的状态转移、群体演化和空间扩散规律, 但其建模过程通常依赖预设状态变量和固定转移规则, 对个体语言表达、态度反馈和策略互动的刻画相对有限。随着大语言模型的发展, LLM 智能体为谣言传播仿真提供了新的建模路径。其优势在于能够通过角色扮演、自然语言生成和历史交互模拟个体层面的认知反应, 而动力学方程则能够为群体演化过程提供结构约束。因此, LLM 智能体与动力学方程耦合可视为“语义生成-动力学约束”相结合的衍生建模思路。

在该方向中, Yao 等提出的 FDE-LLM 模型具有代表性。该模型将大语言模型、元胞自动机(CA)和 SIR 传播机制相结合, 用于社交媒体意见演化的仿真与预测。其基本思想是将用户划分为意见领袖和意见追随者: 意见领袖由 LLM 进行角色扮演, 并通过元胞自动机规则约束其态度变化; 意见追随者则被纳入 CA 与 SIR 耦合的动态系统中, 以刻画意见传播、衰减和回归过程[4]。从建模结构看, 该模型并非单纯依赖 LLM 输出, 而是利用动力学规则对智能体行为进行约束, 从而增强仿真过程的稳定性和可解释性。

其融合更新机制可概括为:

$$O_i^{t+1} = \text{clip} \left(\alpha \left(r O_i^t + w \sum_{j \in N_i} T_{ij}^t \right) + (1-\alpha) L_i^t, -1, 1 \right)$$

其中, O_i^t 表示个体 i 在时刻 t 的意见状态, r 为意见保持系数, w 为邻域影响系数, T_{ij}^t 表示邻域个体对目标个体的影响项, L_i^t 表示 LLM 智能体生成的态度输出, α 为动力学规则与 LLM 输出之间的融合系数,

$\text{clip}(\cdot)$ 用于限制意见值范围。该式体现了 LLM 语义生成结果与局部动力学更新机制之间的耦合关系。

类似地，Chuang 等尝试利用 LLM 智能体网络模拟意见动力学，说明 LLM 可用于构造更接近人类交互的主体仿真环境，但也指出 LLM 智能体可能存在固有偏置和共识倾向等问题[61]。因此，LLM 智能体与动力学方程耦合模型目前更适合作为传统谣言传播模型的拓展方向，而非直接替代 ODE、PDE 或复杂网络模型。其后续发展仍需解决提示词敏感、行为稳定性不足、真实数据校准困难和大规模仿真成本较高等问题。

总体而言，LLM 智能体与动力学方程耦合的衍生模型为谣言传播仿真提供了新的研究视角。其核心价值在于将 LLM 的语义生成能力与动力学模型的结构约束结合起来，使模型既能够模拟个体层面的语言交互和态度变化，又能够在群体层面保持较为明确的演化规律和可解释性。

5. 模型演进归纳与仿真效能比较

Table 1. Development context and modeling characteristics comparison of rumor propagation models
表 1. 谣言传播模型的发展脉络与建模特征比较

发展阶段	代表模型与方法	建模重点	仿真效能与主要局限
经典理论解释阶段	Allport-Postman 谣言强度模型、Knapp 谣言类型分类、Kermack-McKendrick 传染病动力学仓室思想	以事件重要性、信息模糊性和群体心理解释谣言生成与早期扩散条件，为状态变量划分和传播参数设定提供理论依据。	适用于谣言生成动因和宏观影响因素分析；但主要停留在经验关系和定性解释层面，难以刻画传播状态随时间变化的动态过程。
微分方程动力学阶段	Daley-Kendall 谣言模型、Maki-Thompson 谣言模型、SIR (易感者 - 感染者 - 移除者) 模型、SIS (易感者 - 感染者 - 易感者)模型、ISDR (未知者 - 传播者 - 辟谣者 - 免疫者)分数阶模型、Shigesada-Kawasaki-Teramoto 型偏微分方程模型	通过状态变量、转移率、扩散项、时滞项和非局域项描述谣言传播、衰减、辟谣干预以及时空扩散过程。	适用于传播阈值、稳定性、最优控制、空间斑图和时空失稳等仿真分析；但通常依赖均质混合或连续空间假设，参数标定和真实数据校准难度较高。
拓扑结构与高阶交互阶段	无标度网络、社区结构、核心 - 外围结构、K-shell、单纯复形模型、超图传播模型	从网络连接模式和群体交互关系出发，刻画节点异质性、关键传播者识别、社区扩散、桥接传播以及多人协同感染机制。	适用于关键节点免疫、信息源定位、群体传播、阈值触发和突发爆发分析；但模型结构复杂，群组关系、交互强度和节点活跃度的真实数据标定难度较高。
智能体约束融合阶段	Fusing Dynamics Equation-Large Language Model 模型、大语言模型智能体、元胞自动机与 SIR (易感者 - 感染者 - 移除者)机制融合模型	将大语言模型的语义生成能力与动力学规则、元胞自动机或传播机制耦合，用于刻画个体态度反馈、邻域交互和群体意见演化。	适用于情景推演、意见演化预测和反转新闻传播仿真；但存在提示词敏感、模型偏置、行为稳定性不足、真实数据校准困难和计算成本较高等问题。
总体演进趋势	由理论解释到方程建模，再到语义生成与动力学约束协同仿真	模型由少量宏观经验变量扩展为多状态、多机制、多主体和多模态耦合的仿真系统。	有助于形成“机制解释 - 动态模拟 - 预测干预”一体化研究框架；后续仍需加强跨模型可比性、参数可识别性和仿真结果可解释性。

综上，谣言传播模型的演进并非不同方法之间的简单替代，而是随着研究对象、传播环境和仿真任务的变化，逐步形成了由经典理论解释、微分方程动力学刻画、复杂网络拓扑扩展到智能体约束融合仿真的递进路径。经典谣言传播理论模型主要从事件重要性、信息模糊性和群体心理出发，为传播变量选取、状态划分和参数设定提供早期理论基础；微分方程模型进一步将谣言扩散过程表达为状态变量之间的动态转移，并通过常微分方程和偏微分方程分别刻画时间演化规律与时空扩散机制；复杂网络拓扑与高阶交互模型则从节点异质性、社区结构、关键传播者识别和多人协同传播关系出发，弥补传统均质混

合假设和成对传播假设的不足；大语言模型智能体与动力学约束融合模型进一步尝试将语言生成、个体态度反馈、邻域交互和群体演化规则纳入统一仿真框架。由此可见，谣言传播建模正由宏观经验关系走向可计算、可解释和可干预的动力学系统，并进一步向结构约束、语义生成和智能仿真协同发展的方向演进。为更清晰地呈现不同阶段模型的建模对象、方法特征、仿真效能及主要局限，本文将相关模型的发展脉络归纳如表 1 所示。

6. 结论

本文立足于建模与仿真视角，梳理了谣言传播模型从经典理论解释、微分方程动力学刻画、复杂网络拓扑扩展，到智能体约束融合仿真的演进脉络。总体来看，谣言传播建模并不是不同模型之间的简单替代，而是随着研究对象和传播环境的变化，不断向更复杂、更精细的方向扩展。早期经典理论模型主要从事件重要性、信息模糊性和群体心理等方面解释谣言产生的基本条件，为后续状态变量划分和传播参数设定提供了理论依据。随后，DK 模型将谣言传播过程转化为未知者、传播者和沉默者之间的状态流转问题，使谣言研究逐步进入可计算、可分析的动力学阶段[7] [20]。

在此基础上，常微分方程模型不断吸收从众心理、可信度、认同-怀疑机制、媒体辟谣和时间延迟等因素，模型的解释对象也从单一的传播-衰减过程，扩展到个体认知差异、外部干预和传播滞后等更复杂的现实情境[24]-[27] [30]-[47]。尤其是分数阶模型的引入，使系统能够更好地表达信息记忆、认知累积和历史依赖等现象[48]-[50]。不过，ODE 模型通常仍建立在均质混合假设之上，对空间位置差异、局部聚集和跨区域扩散的解释能力有限。正因如此，PDE 模型通过引入扩散项、交叉扩散、时滞和非局域效应，进一步揭示了谣言传播中的空间斑图、边界演化和时空失稳机制[15] [56]-[60]。

另一方面，现实社交互动并不总是发生在两个节点之间。群组讨论、圈层传播和平台推荐机制，使谣言扩散往往具有明显的高阶交互特征。因此，单纯复形和超图等高阶拓扑结构的引入，为刻画群组压力、协同感染和非连续相变提供了新的理论工具，也为解释“回音室效应”、突发爆发和多峰传播等现象提供了更合适的结构视角[14] [23] [62]-[68]。这说明，谣言传播模型的演进不仅是方程形式的变化，更是对真实社交结构复杂性的逐步逼近。

与此同时，人工智能方法正在改变谣言传播模型的研究方式。神经网络参数反演、LSTM 时序预测、GGNN 谣言检测以及 LLM 智能体仿真等方法，为高维动力学系统的参数校准、传播预测和情景模拟提供了新的技术路径[6] [16] [69]。其中，LLM 智能体与 CA、SIR 等动力学约束相结合的模型，能够在一定程度上弥补传统方程模型对语言表达、态度反馈和策略互动刻画不足的问题[4]。但也应看到，这类方法并非没有局限。数据校准困难、模型偏置、可解释性不足以及大规模仿真成本较高，仍然会影响其在真实舆情治理中的应用效果。因此，人工智能方法更适合作为传统动力学模型的补充和扩展，而不宜被理解为对经典模型的直接替代。

未来研究可进一步围绕以下几个问题展开：一是如何结合社区结构、核心-外围结构和节点中心性，构建更精细的关键节点免疫、辟谣资源配置和信息源定位方法；二是如何利用单纯复形和超图刻画群聊、话题圈层、平台推荐等场景中的多人协同传播机制，并揭示高阶交互对传播阈值、突发爆发和非连续相变的影响；三是如何发展网络结构与个体意见状态共同演化的自适应网络模型，以刻画用户关系重构、观点极化和传播路径变化之间的反馈机制；四是如何量化并修正 LLM 智能体在社会仿真中的模型偏置、共识倾向和提示词敏感性，提高智能体仿真的有效性、稳定性和公平性；五是如何融合文本、图像、视频和用户行为数据，构建多模态谣言传播动力学模型，从而提高复杂舆情场景下的传播预测、风险识别和干预策略设计能力。总体而言，谣言传播模型未来的发展应在机制解释、拓扑结构、时空耦合和智能仿真之间建立更加紧密的联系，以提升模型对真实社交平台传播过程的解释力、预测力

和治理应用价值。

参考文献

- [1] Bovet, A. and Makse, H.A. (2019) Influence of Fake News in Twitter during the 2016 US Presidential Election. *Nature Communications*, **10**, Article No. 7. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-07761-2>
- [2] Pennycook, G. and Rand, D.G. (2021) The Psychology of Fake News. *Trends in Cognitive Sciences*, **25**, 388-402. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.02.007>
- [3] Spitale, G., Biller-Andorno, N. and Germani, F. (2023) AI Model GPT-3 (Dis)informs Us Better than Humans. *Science Advances*, **9**, eadh1850. <https://doi.org/10.1126/sciadv.adh1850>
- [4] Yao, J., Zhang, H., Ou, J., Zuo, D., Yang, Z. and Dong, Z. (2025) Social Opinions Prediction Utilizes Fusing Dynamics Equation with LLM-Based Agents. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 15472. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-99704-3>
- [5] Li, X., Pan, J. and Hu, Y. (2025) Modeling and Analysis of the Dynamic Mechanism of Rumor Propagation Considering the Process of Rumor Refuting. *Nonlinear Science*, **3**, Article ID: 100027. <https://doi.org/10.1016/j.nls.2025.100027>
- [6] 刘新柔, 张靖, 周煜. 基于时间序列分析的网络谣言传播数据研究[J]. 统计学与应用, 2025, 14(4): 252-262.
- [7] Daley, D.J. and Kendall, D.G. (1965) Stochastic Rumours. *IMA Journal of Applied Mathematics*, **1**, 42-55. <https://doi.org/10.1093/imamat/1.1.42>
- [8] 张芳, 司光亚, 罗批. 谣言传播模型研究综述[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2009, 6(4): 1-11.
- [9] Barabási, A. and Albert, R. (1999) Emergence of Scaling in Random Networks. *Science*, **286**, 509-512. <https://doi.org/10.1126/science.286.5439.509>
- [10] Li, Z. and Huang, X. (2021) Identifying Influential Spreaders in Complex Networks by an Improved Gravity Model. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 22194. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01218-1>
- [11] 王祁月, 刘润然, 贾春晓. 复杂网络上的意见动力学对谣言传播的影响[J]. 物理学报, 2021, 70(6): 351-358.
- [12] Askarizadeh, M., Tork Ladani, B. and Manshaei, M.H. (2019) An Evolutionary Game Model for Analysis of Rumor Propagation and Control in Social Networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, **523**, 21-39. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2019.01.147>
- [13] 丁学君, 王慧婷, 田勇. 在线社交网络中谣言传播行为的图上博弈分析[J]. 系统科学与数学, 2024, 44(5): 1373-1388.
- [14] Battiston, F., Cencetti, G., Iacopini, I., Latora, V., Lucas, M., Patania, A., *et al.* (2020) Networks beyond Pairwise Interactions: Structure and Dynamics. *Physics Reports*, **874**, 1-92. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2020.05.004>
- [15] Shigesada, N., Kawasaki, K. and Teramoto, E. (1979) Spatial Segregation of Interacting Species. *Journal of Theoretical Biology*, **79**, 83-99. [https://doi.org/10.1016/0022-5193\(79\)90258-3](https://doi.org/10.1016/0022-5193(79)90258-3)
- [16] Shen, S., Chen, X. and Zhu, L. (2024) Spatiotemporal Dynamics Analysis and Parameter Optimization of a Network Epidemic-Like Propagation Model Based on Neural Network Method. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, **191**, Article ID: 104906. <https://doi.org/10.1016/j.jpdc.2024.104906>
- [17] Allport, G.W. and Postman, L. (1947) *The Psychology of Rumor*. Henry Holt and Company.
- [18] Knapp, R.H. (1944) A Psychology of Rumor. *Public Opinion Quarterly*, **8**, 22-37. <https://doi.org/10.1086/265665>
- [19] Kermack, W.O. and McKendrick, A.G. (1927) A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical and Physical Character*, **115**, 700-721. <https://doi.org/10.1098/rspa.1927.0118>
- [20] Daley, D.J. and Kendall, D.G. (1964) Epidemics and Rumours. *Nature*, **204**, Article No. 1118. <https://doi.org/10.1038/2041118a0>
- [21] Maki, D.P. and Thompson, M. (1973) *Mathematical Models and Applications: With Emphasis on the Social, Life, and Management Sciences*. Prentice-Hall.
- [22] Zhu, W. (2025) Dynamic Fractional-Order ISDR Rumor Propagation Model Incorporating Refutation Mechanism in Complex Networks. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 31137. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-16369-8>
- [23] Dong, Y., Huo, L., Perc, M. and Boccaletti, S. (2025) Adaptive Rumor Propagation and Activity Contagion in Higher-Order Networks. *Communications Physics*, **8**, Article No. 261. <https://doi.org/10.1038/s42005-025-02181-3>
- [24] Zhang, W. and Brandes, U. (2023) Conformity versus Credibility: A Coupled Rumor-Belief Model. *Chaos, Solitons & Fractals*, **176**, Article ID: 114172. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.114172>

- [25] 王超, 倪静. 融入心理因素的在线社交网络谣言传播模型[J]. 计算机技术与发展, 2022, 32(11): 190-197.
- [26] Ding, H. (2025) Endogenous Dynamics of Rumor Spreading and Debunking Considering the Influence of Attitude: An Agent-Based Modeling Approach. *Information Sciences*, **694**, Article ID: 121721. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.121721>
- [27] 贾婧冰, 王友国, 颜俊, 等. 在线社交网络中考虑认同-怀疑机制的谣言传播模型[J]. 软件导刊, 2024, 23(10): 1-8.
- [28] Yan, G., Tang, J., Pei, H. and Chang, W. (2024) Research on Rumor Propagation and Rumor Refutation Strategies in Complex Network Environment. *The European Physical Journal B*, **97**, Article No. 143. <https://doi.org/10.1140/epjb/s10051-024-00782-5>
- [29] Dong, Y. and Huo, L. (2024) A Multi-Scale Mathematical Model of Rumor Propagation Considering Both Intra- and Inter-Individual Dynamics. *Chaos, Solitons & Fractals*, **185**, Article ID: 115065. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2024.115065>
- [30] Du, K., Fan, R., Wang, D., Xie, X., Xu, X. and Lin, J. (2025) Competitive Information Spreading Model in Two-Layer Networks Considering Dual Debunking Mechanisms and Time Lag Effects. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **665**, Article ID: 130479. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2025.130479>
- [31] Yu, Y., Liu, J., Ren, J. and Xiao, C. (2022) Stability Analysis and Optimal Control of a Rumor Propagation Model Based on Two Communication Modes: Friends and Marketing Account Pushing. *Mathematical Biosciences and Engineering*, **19**, 4407-4428. <https://doi.org/10.3934/mbe.2022204>
- [32] 邱小燕, 王佳佳. 社交网络中带有真相传播者的谣言传播模型研究[J]. 应用技术学报, 2022, 22(4): 413-420.
- [33] Yang, S., Liu, S., Su, K. and Chen, J. (2024) A Rumor Propagation Model Considering Media Effect and Suspicion Mechanism under Public Emergencies. *Mathematics*, **12**, Article No. 1906. <https://doi.org/10.3390/math12121906>
- [34] Guo, H., Yan, X., Niu, Y. and Zhang, J. (2023) Dynamic Analysis of Rumor Propagation Model with Media Report and Time Delay on Social Networks. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, **69**, 2473-2502. <https://doi.org/10.1007/s12190-022-01829-5>
- [35] Huo, L., Lin, T., Fan, C., Liu, C. and Zhao, J. (2015) Optimal Control of a Rumor Propagation Model with Latent Period in Emergency Event. *Advances in Difference Equations*, **2015**, Article No. 54. <https://doi.org/10.1186/s13662-015-0394-x>
- [36] 王菽裕, 宋俊芳, 张春玉, 等. 考虑双因素辟谣机制的谣言传播模型及其仿真研究[J]. 网络安全技术与应用, 2023(11): 48-51.
- [37] 胡悦, 胡良剑. 官方媒体影响下的随机谣言传播模型[J]. 应用数学进展, 2020, 9(12): 2317-2328.
- [38] Chen, C., Gao, D. and Guo, P. (2021) The Stationary Distribution of a Stochastic Rumor Spreading Model. *AIMS Mathematics*, **6**, 1234-1248. <https://doi.org/10.3934/math.2021076>
- [39] Huo, L. and Chen, X. (2020) Dynamical Analysis of a Stochastic Rumor-Spreading Model with Holling II Functional Response Function and Time Delay. *Advances in Difference Equations*, **2020**, Article No. 651. <https://doi.org/10.1186/s13662-020-03096-9>
- [40] Ghosh, M., Das, P. and Das, P. (2023) A Comparative Study of Deterministic and Stochastic Dynamics of Rumor Propagation Model with Counter-Rumor Spreader. *Nonlinear Dynamics*, **111**, 16875-16894. <https://doi.org/10.1007/s11071-023-08768-1>
- [41] Cheng, Y., Huo, L. and Zhao, L. (2020) Rumor Spreading in Complex Networks under Stochastic Node Activity. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, **559**, Article ID: 125061. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125061>
- [42] 朱妍, 王友国, 翟其清, 等. 基于媒体报道的随机谣言传播模型[J]. 建模与仿真, 2024, 13(5): 5419-5432.
- [43] Ghosh, M., Misra, A.K. and Das, P. (2024) Analysis of a Delayed MISCARumor Spread Model with Refutation Mechanism. *The European Physical Journal Plus*, **139**, Article No. 562. <https://doi.org/10.1140/epjp/s13360-024-05339-0>
- [44] Fu, C., Liu, G., Yang, X., Qin, Y. and Yang, L. (2025) A Rumor-Spreading Model with Three Identical Time Delays. *Mathematics*, **13**, Article No. 1421. <https://doi.org/10.3390/math13091421>
- [45] Luo, X., Jiang, H., Li, J., Chen, S. and Xia, Y. (2024) Modeling and Controlling Delayed Rumor Propagation with General Incidence in Heterogeneous Networks. *International Journal of Modern Physics C*, **35**, Article ID: 2450020. <https://doi.org/10.1142/s0129183124500207>
- [46] 朱霖河, 李玲. 基于辟谣机制的时滞谣言传播模型的动力学分析[J]. 物理学报, 2020, 69(2): 67-77.
- [47] Cheng, Y., Huo, L. and Zhao, L. (2021) Dynamical Behaviors and Control Measures of Rumor-Spreading Model in Consideration of the Infected Media and Time Delay. *Information Sciences*, **564**, 237-253. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.02.047>
- [48] Hou, H., Wang, Y., Zhai, Q. and Sun, X. (2025) Optimal Control of Stochastic Fractional Rumor Propagation Model in

- Activity-Driven Networks. *Applied Mathematical Modelling*, **142**, Article ID: 115968. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2025.115968>
- [49] Niu, Y. and Muhammadhaji, A. (2025) Dynamics of a Fractional-Order IDSR Rumor Propagation Model with Time Delays. *Fractal and Fractional*, **9**, Article No. 242. <https://doi.org/10.3390/fractalfract9040242>
- [50] Yue, X. and Zhu, W. (2024) The Dynamics and Control of an ISCRM Fractional-Order Rumor Propagation Model Containing Media Reports. *AIMS Mathematics*, **9**, 9721-9745. <https://doi.org/10.3934/math.2024476>
- [51] Tong, X., Jiang, H., Qiu, J. and Yu, S. (2024) Dynamic Analysis and Application of a Stochastic Rumor Spreading Model with Education and Punishment Age under Generalized Nonlinear Incidence on Homogeneous Networks. *Nonlinear Dynamics*, **112**, 11595-11614. <https://doi.org/10.1007/s11071-024-09487-x>
- [52] 张威. 复杂网络上谣言传播最优控制问题的研究[J]. 信息技术与信息化, 2024(4): 196-199.
- [53] Myilsamy, K., Kumar, M.S. and Kumar, A.S. (2024) Optimal Control of a Rumor Propagation Model in Online Social Network by Considering Influential Nodes. *Results in Control and Optimization*, **14**, Article ID: 100339. <https://doi.org/10.1016/j.rico.2023.100339>
- [54] Tong, X., Jiang, H., Chen, X., Yu, S. and Li, J. (2022) Dynamic Analysis and Optimal Control of Rumor Spreading Model with Recurrence and Individual Behaviors in Heterogeneous Networks. *Entropy*, **24**, Article No. 464. <https://doi.org/10.3390/e24040464>
- [55] Yin, F., Jiang, X., Qian, X., Xia, X., Pan, Y. and Wu, J. (2022) Modeling and Quantifying the Influence of Rumor and Counter-Rumor on Information Propagation Dynamics. *Chaos, Solitons & Fractals*, **162**, Article ID: 112392. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2022.112392>
- [56] Xu, X., Liu, M. and Xu, X. (2025) Spatiotemporal Dynamics of a General Reaction-Diffusion Model with Time Delay and Nonlocal Effect. *Advances in Continuous and Discrete Models*, **2025**, Article No. 67. <https://doi.org/10.1186/s13662-025-03927-7>
- [57] Ding, Y. and Zhu, L. (2024) Turing Instability Analysis of a Rumor Propagation Model with Time Delay on Non-Network and Complex Networks. *Information Sciences*, **667**, Article ID: 120402. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.120402>
- [58] 王楠, 肖敏, 蒋海军, 等. 时滞和扩散影响下社交网络谣言传播动力学[J]. 物理学报, 2022, 71(18): 7-17.
- [59] 董浩祖, 肖敏, 丁洁, 等. 具有饱和控制的时滞反应扩散谣言传播模型[J]. 系统科学与数学, 2024, 44(1): 1-16.
- [60] Liu, G., Xu, H., Zhu, Y., Ma, Y. and Chen, Z. (2025) Optimal Media Control Strategy for Rumor Propagation in a Multilingual Dual Layer Reaction Diffusion Network Model. *Mathematics*, **13**, Article No. 2253. <https://doi.org/10.3390/math13142253>
- [61] Chuang, Y., Goyal, A., Harlalka, N., Suresh, S., Hawkins, R., Yang, S., *et al.* (2024) Simulating Opinion Dynamics with Networks of LLM-Based Agents. In: Duh, K., Gomez, H. and Bethard, S., Eds., *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024*, Association for Computational Linguistics, 3326-3346. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-naacl.211>
- [62] Iacopini, I., Petri, G., Barrat, A. and Latora, V. (2019) Simplicial Models of Social Contagion. *Nature Communications*, **10**, Article No. 2485. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-10431-6>
- [63] Matamalas, J.T., Gómez, S. and Arenas, A. (2020) Abrupt Phase Transition of Epidemic Spreading in Simplicial Complexes. *Physical Review Research*, **2**, Article ID: 012049. <https://doi.org/10.1103/physrevresearch.2.012049>
- [64] de Arruda, G.F., Petri, G. and Moreno, Y. (2020) Social Contagion Models on Hypergraphs. *Physical Review Research*, **2**, Article ID: 023032. <https://doi.org/10.1103/physrevresearch.2.023032>
- [65] Xia, Y., Jiang, H. and Yu, S. (2025) Exploring the Dynamics of Group-Based Internet Rumors Propagation: A Novel Model from the Perspective of Random Hypergraphs. *Information Processing & Management*, **62**, Article ID: 103941. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2024.103941>
- [66] Li, P., Hu, F., Li, F., Zhao, Y. and Song, Y. (2026) SEIAR Rumor Spreading Model with Antagonistic States in Hypernetworks. *Applied Mathematics and Computation*, **508**, Article ID: 129637. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2025.129637>
- [67] Xia, Y., Jiang, H., Yu, S. and Yu, Z. (2024) The Dynamic Analysis of the Rumor Spreading and Behavior Diffusion Model with Higher-Order Interactions. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, **138**, Article ID: 108186. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2024.108186>
- [68] Ding, X., Xing, Q., Deng, W. and Tian, Y. (2025) Dynamics Analysis of Rumor Propagation Model in Dual-Layer Heterogeneous Social Networks Considering Information Coupling Effect. *Knowledge-Based Systems*, **323**, Article ID: 113829. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113829>
- [69] 杨延杰, 王莉, 王宇航. 融合源信息和门控图神经网络的谣言检测研究[J]. 计算机研究与发展, 2021, 58(7): 1412-1424.