

基于时序高阶网络的意见动力学模型*

陈蕾^{1)2) #} 肖海冰^{1)2) #} 胡枫^{1)2)† #} 张子柯^{1)3)† #}

1) (青海师范大学计算机学院, 西宁 810008)

2) (藏语智能国家重点实验室, 西宁 810008)

3) (浙江大学数字传播研究中心, 杭州 310058)

摘要

揭示社交网络中的信息传播规律, 是实现网络空间治理所面临的核心挑战。针对现有意见动力学模型难以还原信息传播过程中用户在线-离线动态演化以及高阶交互的局限, 本文构建融合用户在线-离线状态切换机制的时序社交超网络, 并在此基础上提出耦合“个体-圈层-群组”三层影响机制的连续意见动力学模型。通过理论分析, 探究模型中立单稳态的局部渐进稳定边界条件, 并揭示非对称分岔机理与多稳态涌现规律。通过在合成网络上的参数敏感性分析, 以及在三类实证社交超网络上的实验验证, 表明所提模型能够较好地捕捉舆情演化中的多稳态现象。研究结果为复杂社交环境下的信息监管提供理论支撑与治理启示。

关键词: 时序社交超网络, 信息传播, 意见动力学, 个体-圈层-群组

基金: 国家自然科学基金(批准号: 62566052, 72371224)、教育部哲学社会科学研究重大专项项目(批准号: 2025ZJDZ008)、浙江大学-悉尼大学战略合作项目(批准号: 188170*194252609/004)、中央高校基本科研业务费专项资金(批准号: 127000+194442601)和藏语智能全国重点实验室建设项目(批准号: 2025-ZJ-J08)资助的课题。

† 通信作者. E-mail: qhhuf@163.com, zkz@zju.edu.cn

第一作者. E-mail: 202533341006@stu.qhnu.edu.cn

1 引言

针对虚假信息泛滥、群体观点极化以及舆情扩散等问题, 构建能够刻画真实在线交互过程的信息传播模型, 是实现社交舆情科学治理的关键^[1-3]。在在线社交场景中, 多个用户往往共同参与同一话题或事件讨论, 由此形成由超边所刻画的

高阶交互关系^[4-7]。如图 1(a)所示, 在线社交关系可表示为由节点与超边共同构成的超网络结构。然而, 用户并非始终处于活跃状态, 其在线与离线状态会随时间随机切换。由于不同用户的活跃时段和在线时长存在显著异质性, 信息传播过程呈现非均匀、非同步的动态特征^[8-10]。因此, 仅依赖静态超网络^[11-13]难以描述在线社交关系的动态演化过程, 有必要关注用户交互的先后顺序^[14], 进而构建时序社交超网络, 为信息传播建模提供动态拓扑基础。

在现实生活中, 个体观点演化与个体自身认知状态密切相关^[15-17]。已有连续意见动力学模型为刻画观点连续变化提供了重要工具。Friedkin 和 Johnsen 在经典 DeGroot 模型^[18]的基础上引入个体固执程度, 提出 Friedkin-Johnsen 模型^[19]。然而, 该类模型对用户记忆衰减、固有兴趣保持等动态认知因素考虑不足。事实上, 个体对信息的遗忘程度及其固有兴趣变化, 会直接影响其对信息的响应方式, 是驱动观点长期演化的重要因素之一。如图 1(b)所示, 本文以目标节点 v_8 为例, 将个体自身影响表示为固有兴趣和遗忘率对其观点更新的共同作用。

除个体自身因素外, 个体观点亦受其日常互动中其他用户的影响。用户往往同时参与多个话题讨论、兴趣社群或事件传播过程, 与其共同参与同一话题的成员会通过评论、转发等方式作用于其观点更新。为保留个体对不同成对交互对象的差异化响应, 即共同参与同一群组并不意味着各成员对目标节点具有相同影响^[20,21], 本文在已有网络圈层概念^[22]及以 clique(圈)表征局部紧密关联结构思想^[23]的基础上, 将圈层具体化为由共同超边关系确定的局部交互邻域, 即与目标节点至少共同出现于一条超边中的节点集合。如图 1(c)所示的高阶网络结构, 目标节点 v_8 同时处于多条超边中, 节点 v_3 、 v_6 、 v_7 和 v_9 均与 v_8 共同出现在至少一条超边内, 因此可视为 v_8 的圈层成员。已有有界置信模型^[24-26]通过设置交互阈值刻画个体对相近观点的选择性接收, 其中, Hegselmann-Krause(HK)模型^[27]和

Deffuant-Weisbuch(DW)模型^[28]是典型代表。然而,这类模型通常采用“非黑即白”的阈值机制,难以描述个体面对异质观点时接纳程度逐渐衰减的心理过程,在真实社交场景中,个体对异己意见的容忍度往往具有连续变化和非线性衰减特征,并会随传播阶段发生动态调整。因此,在圈层成员交互中引入时变意见容忍度,有助于更细致地刻画个体对不同意见的接收、抵触与同化过程。

进一步地,个体观点演化还会受到其所在群组整体氛围的影响。在同一直线上讨论群中,个体既可以针对某位成员的观点进行交流,并依据双方的意见差异选择性的接纳其观点,也可以通过群组中反复出现的主流观点、情绪倾向和共识信号,形成对群组整体态度的感知。心理学中的“沉默的螺旋”效应^[29]表明,个体在表达意愿和观点更新时会受到群组压力的显著影响。如图 1(d)所示, e_2 和 e_4 内部形成的群组氛围会对目标节点 v_8 产生整体反馈。与圈层成员间以具体节点为来源的局部影响不同,这类作用依赖于超边整体形成的共识倾向,仅保留成对交互难以完整表达这一机制。因此,本文在保留圈层成员之间交互的同时,考虑超边整体的群组作用,并引入共识门槛以描述群组压力的激活条件。在这一框架下,群组尚未形成足够强的共识倾向时,成员之间仍可以发生局部意见影响;当群组整体意见跨越共识门槛后,群组压力则与成员间的影响共同作用于个体。

本文以构建的时序社交超网络为依托,提出融合“个体-圈层-群组”三层作用机制的连续意见动力学模型。该模型引入个体固有兴趣与信息遗忘属性、圈层成员交互中的时变意见容忍度以及群组影响中的共识门槛与共识压力,用以刻画时序社交超网络中观点传播、稳定演化与多稳态涌现过程。主要贡献如下:

(1) 针对在线社交关系中高阶交互与动态参与并存的特征,融合用户在线-离线状态切换机制,构建面向在线社交场景的时序社交超网络模型,为信息传播和观点演化研究提供动态拓扑基础。

(2) 基于时序社交超网络，提出“个体-圈层-群组”三层耦合的连续意见状态演化模型，引入个体遗忘与兴趣保持机制、圈层成员之间时变意见容忍度以及群组共识门槛与共识压力机制，刻画个体认知、圈层成员之间的交互与群组整体作用共同驱动下的观点演化过程。

(3) 通过理论分析界定模型稳态边界，揭示时序高阶交互条件下多稳态涌现规律；在合成超网络上开展参数敏感性分析，并在三类真实社交数据集进行仿真校验，验证模型的科学性、鲁棒性及其对真实社交演化规律的适配性。

本文的第二节回顾相关工作；第三节提出并分析时序社交超网络上的信息传播模型；第四节通过仿真实验与实证分析，评估所提信息传播模型的有效性；第五节总结全文的主要工作，并对未来研究方向进行展望。

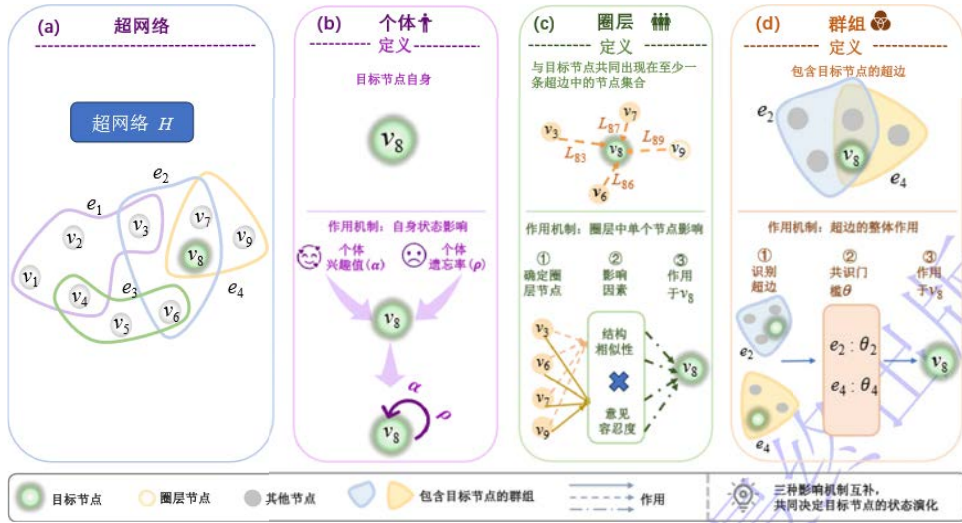


图 1 时序社交超网络中三层意见影响机制示意图 (a)超网络；(b)个体影响刻画固有兴趣值 α 与遗忘率 ρ 对目标节点 v_8 的作用；(c)圈层影响刻画与 v_8 共同出现在至少一条超边中的圈层成员 v_3, v_6, v_7, v_9 对其产生的局部劝说作用；(d)群组影响刻画包含 v_8 的超边 e_2 和 e_4 的群组共识门槛 θ_2 和 θ_4 对其产生的作用。三类机制分别对应个体认知，局部成员交互和高阶群组作用，共同决定目标节点 v_8 的意见状态演化

Fig 1 The schematic diagram of the three-layer opinion influence mechanism in a time-series social hypernetwork: (a) hypernetwork; (b) individual influences characterize the effects of intrinsic interest value α and forgetting rate ρ on target nodes v_8 ; (c) clique influence depicts the local persuasive effect of sphere members v_3, v_6, v_7 , and v_9 that appear together with v_8 in at least one hyperedge; (d) group influence characterizes the effects of group consensus thresholds θ_2 and θ_4 on the hyperedge e_2 and e_4 containing v_8 . These three types of mechanisms correspond to individual cognition, local member interaction, and higher-order group interaction, jointly determining the evolution of opinion states at target nodes v_8 .

2 相关知识

2.1 时序超网络

Berge 等人^[30,31]提出了超图 $H=(V,E)$ ，其中 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ， $E=\{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ ，若 $e_i \neq \emptyset (i=1, 2, \dots, m)$ ，且 $\bigcup_{i=1}^m e_i = V$ 。 V 表示超图的节点集， E 表示超图的超边集。基于超图结构的网络称为超网络^[32]。

在线社交网络中，用户间的多元交互关系并非静态不变，而是呈现出显著的社交间歇性，且用户在线状态具有波动的特点。基于此，有学者提出时序超网络^[33,34]以表征节点及节点间交互的动态特征。时序超网络通常被抽象为一系列节点或超边随时间演化的超图快照序列。在给定的观测周期 T 内，时序超网络可定义为 $\mathcal{H}=\{H_t\}_{t=1}^T$ ，其中，每一个时刻的快照 $H_t=(V_t, E_t)$ 刻画了系统在瞬时的交互拓扑， $V_t \subseteq V$ ， $E_t \subseteq E$ 。

2.2 经典意见动力学模型

经典意见动力学模型主要分为离散型与连续型两类。其中，离散型模型以 Voter 模型^[35,36]为代表，其将个体意见简化为 $\{0,1\}$ 二元变量，通过个体模仿邻居意见的极简机制，为意见演化研究提供基础框架。连续型模型更注重个体意见的精细化演变，将意见视为特定区间内的连续变量，可精准描述个体对信息的态度倾向，其中 DW 模型是该领域的奠基性模型^[26]，本文所提出的意见动力学模型也是基于此模型进行扩展，并适配到时序社交超网络中。

DW 模型的核心是有界置信理论^[37]，该理论认为个体仅会与意见相近、存在认知共鸣的邻居进行深度交互，而非受所有邻居影响，这一机制能更真实地模拟现实社交中群体极化与分化的涌现过程。其核心演化逻辑为：在每个离散时间步内，随机选取一对用户，若两者意见差值处于预设信任半径内，则发生交互并相互靠拢，用户 i 的意见更新规则如下：

$$\begin{cases} O_i(t+1) = O_i(t) + \mu \cdot l_{[0,r]}(|d_{ji}^{(t)}|) \cdot d_{ji}^{(t)} \\ O_j(t+1) = O_j(t) + \mu \cdot l_{[0,r]}(|d_{ij}^{(t)}|) \cdot d_{ij}^{(t)} \end{cases}$$

其中, μ 为学习参数, $d_{ij}^{(t)} = O_i(t) - O_j(t)$ 表征 t 时刻用户 i 与 j 之间的意见冲突。

指示函数 $l_{[0,r]}(x) = \begin{cases} 1, x \in [0,r] \\ 0, x \notin [0,r] \end{cases}$ 定义有限置信空间, 仅当意见差值在信任半径 r 内

时触发意见交换。

3 模型

3.1 时序社交超网络模型构建过程

为刻画在线社交网络中用户在线-离线动态切换所导致的传播非均匀性, 本文构建时序社交超网络模型, 并将整个传播过程限定在有限时间区间 $[0, T]$ 内, 其中 $t=0$ 表示传播起始时刻, $t=T$ 表示传播终止时刻。时序社交超网络通过一系列瞬时静态超网络快照来表征动态社交超网络的演化过程, 如图 2 所示。

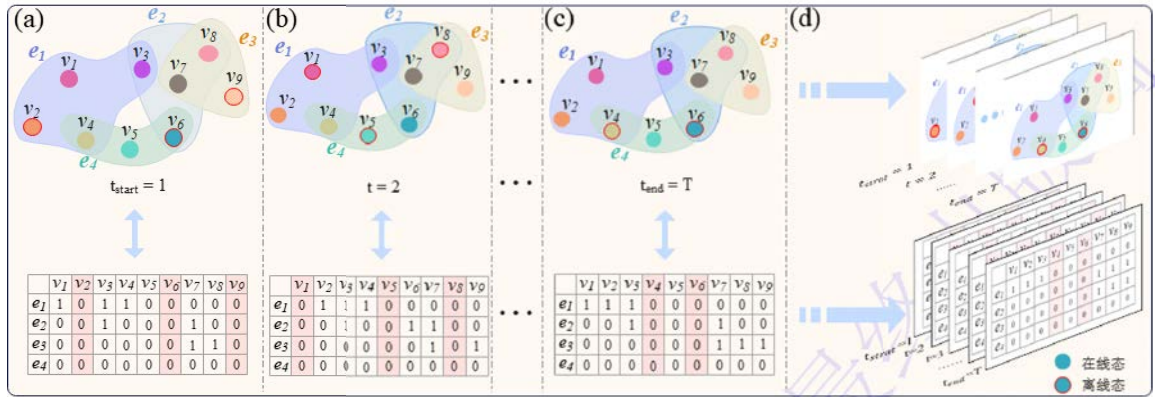


图 2 融合用户在线-离线状态的时序社交超网络构建过程 (a), (b)和(c)分别表示 $t_{start}=1$, $t=2$ 和 $t=T$ 时刻的社交超网络结构, 下方矩阵为对应时刻的节点-超边关联矩阵, 其中矩阵元素为 1 表示节点参与对应超边, 元素为 0 表示节点未参与对应超边, 粉色列表示该时刻处于离线状态的节点; (d)表示将不同时刻的社交超网络及其关联矩阵沿时间轴进行聚合, 从而形成能够刻画用户动态参与行为和高阶交互关系的时序社交超网络

Fig 2 The process of building a temporal social hypernetwork that integrates users' online and offline states: (a), (b), and (c) represent the social hypernetwork at $t_{start}=1$, $t=2$, and $t=T$, respectively.

The matrices below show the corresponding node-hyperedge incidence matrices at those times, where a matrix element of 1 means the node participates in that hyperedge, and 0 means it doesn't. Pink columns indicate nodes that are offline at that moment. (d) shows the aggregation of social hypernetworks and their incidence matrices over different time steps, forming a temporal social hypernetwork that captures users' dynamic participation and higher-order interactions.

首先, 定义超网络为 $H = (V, E)$ 。其中, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示整个社交系统

中固定的用户节点集， $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 表示超边集，且任一超边 $e_k \subseteq V$ 对应一个社交群组。该超网络刻画了传播过程中可能存在的全部用户及其高阶交互关系。

其次，在任意时刻 $t \in [0, T]$ ，根据用户是否参与当前信息传播过程，将网络中的所有用户节点划分为两类互斥状态：

(1) 在线态（非红圈标记节点）：用户当前处于在线状态，可参与信息的接收、交互与传播；

(2) 离线态（红圈标记节点）：用户因物理离线、注意力转移或认知疲劳暂时脱离社交场景，既不接收信息也不产生任何传播行为。

在 t 时刻，处于在线状态的节点构成在线节点集记为 V_t ， $V_t \subseteq V$ 。

基于在线节点集 V_t ，在超网络 $H = (V, E)$ 上诱导得到 t 时刻的瞬时静态超网络：

$$H_t = (V_t, E_t) \quad (1)$$

其中， E_t 表示由在线节点在超边集 E 中诱导形成的瞬时超边集，可表示为：

$$E_t = \{e_k(t) | e_k \in E, e_k(t) = e_k \cap V_t \neq \emptyset, k = 1, 2, \dots, m\} \quad (2)$$

其中， $e_k(t)$ 表示潜在超边 e_k 在 t 时刻由在线节点诱导形成的瞬时超边。

由于不同时间 t 下在线节点数 $|V_t|$ 和瞬时超边数 $|E_t|$ 均可能发生变化，瞬时超网络 H_t 的关联矩阵维度也会随之改变。为便于不同时刻超网络快照之间的统一表示与对比，本文基于静态聚合超网络的关联矩阵维度，嵌入时序信息以表征瞬时超网络 H_t 的关联矩阵：

$$A_t = (a_{k,j}(t)) \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad (3)$$

其中，

$$a_{k,j}(t) = \begin{cases} 1, & v_j \in e_k(t) \\ 0, & v_j \notin e_k(t) \end{cases}, k = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

由式(4)可知，若节点 v_j 在 t 时刻处于离线状态，则 $v_j \notin e_k(t)$ ，从而对于任意

的 k , 均有 $a_{k,j}(t)=0$ 。

最后, 将有限时间区间 $[0, T]$ 内所有时刻的瞬时超网络及其关联矩阵沿时间轴依次堆叠, 得到完整的时序社交超网络序列:

$$\mathcal{H}_{[0,T]} = \{H_0, H_1, \dots, H_T\} \quad (5)$$

如图 2 右侧所示, 该序列从拓扑层面刻画社交系统随时间变化的高阶交互结构。由此构建的时序社交超网络模型既保留用户在线-离线状态的动态变化, 也保留群组层面的高阶交互特征, 为后续意见动力学模型的设计提供底层拓扑结构。

3.2 时序社交超网络上的意见动力学模型

传统的连续型意见动力学模型为意见演化研究奠定了基础, 但仍存在两大核心局限: 其一, 意见空间多限定于 $[0, 1]$, 仅能刻画意见接受程度, 无法表征信息传播中正负向的立场对立; 其二, 演化机制仅考虑局部邻居影响, 未能体现超网络中“个体-圈层-群组”的多层级高阶交互特性。为此, 本文综合考虑个体自身、圈层成员及群组整体对观点演化的影响, 构建时序社交超网络上的意见动力学模型, 如图 3 所示。

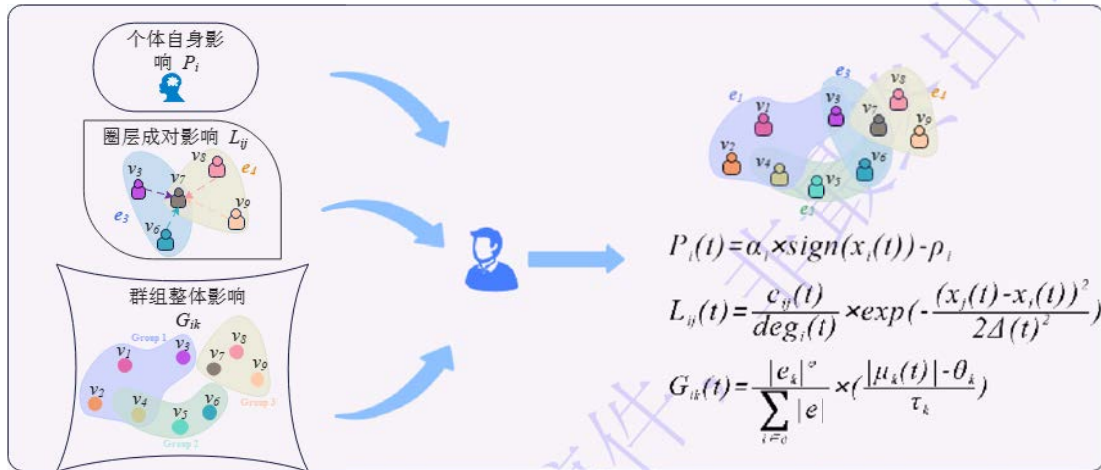


图 3 “个体-圈层-群组”三层影响耦合的连续意见动力学模型 个体自身影响 $P_i(t)$ 用于刻画个体固有兴趣 α_i 与信息遗忘 ρ_i 对观点更新的作用; 圈层成员间的成对影响 $L_{ij}(t)$ 用于刻画同一圈层内成员 j 对目标节点 i 的局部劝说作用, 其中影响强度由圈层结构关联和时变意见容忍度 $\Delta(t)$ 共同决定; 群组影响 $G_{ik}(t)$ 用于刻画超边整体氛围, 群组共识门槛 θ_k 及群体压力对个体观点演化的作用

Fig 3 The continuous opinion dynamics model with three-layer influence coupling

individual-clique-group: individual influence $P_i(t)$ reflects how a person's own interests α_i and information forgetting ρ_i affect their opinion updates; clique influence $L_{ij}(t)$ captures how member j within the same clique locally persuades target node i , with influence strength determined by both clique structure connections and time-varying opinion tolerance $\Delta(t)$; and group influence $G_{ik}(t)$ represents the overall atmosphere of hyperedges, showing how group consensus thresholds θ_k impact an individual's opinion evolution.

(1) 个体自身影响

在现实生活中，个体的意见演化并非完全受外部环境左右，还受到个人认知与心里偏好的影响。本文用连续变量 $x_i \in [-1, 1]$ 来刻画节点 i 的意见， $x_i = +1$ 代表个体对信息产生了极强的认同感，表现为完全信任并主动传播； $x_i = -1$ 代表个体持有鉴别的反向态度，表现为对信息的完全抵制与怀疑； $x_i = 0$ 则代表个体处于中立状态，即对于信息的态度还未发生倾斜。为模拟真实社会群体中意见的多样性与随机性，本文假设节点的初始意见 x_i 服从高斯分布，这体现了群体认知的常态化分布特征，少数节点被设定为“初始传播者”（ $x_i \rightarrow \pm 1$ ），模拟信息传播初期的活跃传播源。

通过考虑个体在面对信息时的个人兴趣和遗忘程度，本文对节点 i 的自身影响因子 P_i 的定义如下：

$$P_i(t) = \alpha_i \cdot \text{sign}(x_i(t)) - \rho_i \quad (6)$$

其中， α_i 表示个体 i 的固有兴趣权重，服从正态分布，即 $\alpha_i \sim N(\alpha, \sigma_\alpha^2)$ ， σ_α 代表个体兴趣权重的标准差， α_i 越大个体对当前信息越感兴趣； ρ_i 表示个体 i 的固有遗忘率，为刻画个体对信息遗忘的异质性^[38]，假设 ρ_i 服从正态分布，即

$$\rho_i \sim N(\rho, \sigma_\rho^2); \text{sign}(\bullet) \text{ 为符号函数, } \text{sign}(x) = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x = 0 \\ -1, x < 0 \end{cases}, \text{ 用于限制兴趣项的驱动方向}$$

向与内在偏好保持一致。若无该函数，兴趣项为 $\alpha_i x_i(t)$ ；当 $\alpha_i > 0$ 而 $x_i(t) < 0$ 时，该项为负，与本文设定的正向偏好驱动作用不一致。引入函数符号后，兴趣项与 t 时刻节点意见值 $x_i(t)$ 的乘积变为 $\alpha_i \text{sign}(x_i(t)) \cdot x_i(t) = \alpha_i |x_i(t)|$ ，其驱动方向由 α_i 的符号

决定，作用强度随当前意见幅值的变化，体现了兴趣偏好驱动意见演化方向的建模假设，有效避免“持有正向兴趣却向负向状态演化”或“持有负向兴趣却向正向状态演化”的认知倒错悖论。

(2) 圈层成对影响

在社交场景中，个体意见并非独立演化，而是在其所处网络圈层内通过与圈层成员持续的信息接触、话题讨论与观点互动不断更新。本文从圈层结构关联强度与意见相似性两个维度刻画网络圈层成员 j 对个体 i 的劝说作用，定义综合劝说权重 $L_{ij}(t)$ 。

$w_{ij}(t)$ 表示 t 时刻个体 i 和个体 j 在网络圈层中的结构关联强度，具体定义如下：

$$w_{ij}(t) = \frac{c_{ij}(t)}{\sum_{z \in \Gamma_i} c_{iz}(t)}, i \neq j \quad (7)$$

其中， $c_{ij}(t)$ 代表 t 时刻节点 i 和 j 共同参与的瞬时超边数， Γ_i 表示节点 i 的邻居节点集合。该值越大，说明两个个体存在重复交互关系，因而 j 和 i 的影响作用也越显著。通过归一化处理， $w_{ij}(t)$ 能够反映个体 j 在个体 i 所处圈层关系中的相对结构关联强度。

$q_{ij}(t)$ 表示两个个体间由意见差异决定的认知接纳程度。本文引入随时间变化的意见容忍度函数 $\Delta(t)$ ，定义为：

$$\Delta(t) = (\Delta_{\max} - \Delta_{\min}) \cdot e^{-\frac{t}{\tau_{\Delta}}} + \Delta_{\min} \quad (8)$$

其中， $\Delta_{\max}$ 和 $\Delta_{\min}$ 分别代表意见容忍度的上界和下界， $\Delta_{\max} > \Delta_{\min} > 0$ ， τ_{Δ} 是平滑度参数， $\tau_{\Delta} > 0$ 。该函数刻画了个体意见接纳能力随传播过程逐渐收缩的动态特征：在信息传播初期，个体尚未形成稳定立场，通常对不同观点具有较高的容忍度；随着信息持续扩散和个体逐渐固化，其对相悖意见的接纳程度逐步降低。 $q_{ij}(t)$ 完整定义如下：

$$q_{ij}(t) = \exp\left[-\frac{(x_j(t) - x_i(t))^2}{2\Delta(t)^2}\right], i \neq j \quad (9)$$

其中, $x_i(t)$ 和 $x_j(t)$ 代表 t 时刻个体 i 和个体 j 的意见状态。当二者意见差异较小时, $q_{ij}(t)$ 趋近于 1, 表明圈层成员之间容易产生认知同化效应; 当二者意见冲突较强时, $q_{ij}(t)$ 迅速衰减, 反映个体在面对极端异质观点时可能出现的心理防御与选择性接收行为。

综合考虑圈层成员间的结构关联强度与意见相似性, 定义圈层中的任意个体 j 对个体 i 的综合劝说权重为:

$$L_{ij}(t) = w_{ij}(t) \times q_{ij}(t), i \neq j \quad (10)$$

该定义实现了网络圈层与个体认知状态的耦合刻画。一方面, 共同参与多个圈层的个体之间具有更强的结构关联和交互基础; 另一方面, 即使两个个体在圈层结构上联系紧密, 若意见差异过大, 实际劝说作用仍会受到显著削弱。因此, L_{ij} 能够更细致地描述信息在非均匀社交结构中的局部扩散机制。

(3) 群组整体影响

在意见演化过程中, 个体意见不仅受所处圈层成员的成对影响, 还受到其所属群组整体舆论氛围的塑造。在本文构建的时序社交超网络中, 超边 e_k 对应现实中具有高阶交互特征的社会共同体。因此, 群组对个体的影响力由两部分耦合决定, 一是该超边内形成的群体共识强度, 二是该超边在个体参与的所有超边中的相对重要性。

群组影响以内部形成共识意见为前提, 本文将 t 时刻超边 e_k 内的平均意见定义为 $\mu_k(t)$, 如式(11)所示:

$$\mu_k(t) = \frac{1}{|e_k|} \sum_{i \in e_k} x_i(t) \quad (11)$$

为刻画群组共识的差异, 本文将共识阈值 θ_k 定义如下:

$$\theta_k = \theta \times \text{sigmoid}(\mathcal{G} \times (|e_k| - M)) \quad (12)$$

其中， θ 代表共识门槛的标准值，是一个常数； $|e_k|$ 为当前超边所包含的节点数； M 为群体大小的标准值，根据“六度分离”理论，本文设 $M=6$ 作为基准，并选取 $M=3、6、9、12$ 进行敏感性分析，详见附录 A(图 A1)； $\mathcal{G}$ 为权重参数，本文取值为 0.35，旨在放大不同大小超边间的微弱差异，避免直接映射至 sigmoid 函数时因自变量区间过窄而导致共识门槛值趋同；sigmoid 函数则起到非线性边界约束的作用，确保共识门槛在基准值 θ 附近进行平滑调整，既能灵敏反映超边大小的动态变化，又能有效防止门槛值因规模扩大而发生无限制的数值发散。式(12)反映了不同社交圈的共识形成特性，在大规模社区中，个体间异质性高，共识达成难度较高；而在小规模紧密群体中，成员同质化程度高，更容易形成统一的共识压力。

相应地，超边 e_k 整体对个体 i 的最终影响力由群组影响权重 G_{ik} 量化，该权重由超边相对重要性与共识驱动项两部分耦合而成，定义如下：

$$G_{ik}(t) = \frac{|e_k|^\varphi}{\sum_{e_l \in \Omega_i} |e_l|} \times \frac{|\mu_k(t) - \theta_k|}{\tau_k} \quad (13)$$

其中，第一项表征超边 e_k 在个体 i 参与的所有超边中的相对重要性， Ω_i 为包含节点 i 的所有超边集合，设置参数 $\varphi < 0$ ，以刻画群体对个体心理压力的非线性映射，相较于大规模松散群体，小规模亲密群体对个体态度的影响力更强。第二项为共识驱动项，体现群体共识强度对影响力的调节作用，仅当群体平均意见强度 $|\mu_k(t)|$ 突破共识门槛 θ_k 时，群组才会对个体产生实质性的舆论压力， τ_k 为平滑度参数。

传播初始时刻，群组中零散的个体意见并不会形成群组态度。只有当群体平均意见突破了特定的共识门槛，带有群组 e_k 的态度 X_k 才会正式涌现，将群组态度表示为：

$$X_k = \text{sign}(\mu_k(t)) \times \tanh(\eta_k \times \text{ReLU}(|\mu_k(t)| - \theta_k)) \quad (14)$$

其中, θ_k 是群体形成群组压力的共识门槛, 只有当足够多的人对信息认同 (或反对) 时, 群体才会产生一种 “众口铄金” 的效应; η_k 为群组态度敏感性参数; $\text{ReLU}(x)$ 是激活函数, 只有当跨越共识门槛后, 群组才会对个体产生影响; $\tanh$ 函数刻画了群体极化的过程: 一旦跨越门槛, 原本中立的态度会迅速演变成为一种强烈的情感洪流。

个体意见演化是多维度非线性耦合的过程。为更好地描述在线社交超网络中的信息传播动态机制, 本文从 “个体-圈层-群组” 三个层面构建时序超网络下的意见动力学模型, 描述 t 时刻系统状态对 $t+1$ 时刻节点意见的更新规则, 定义如下:

$$\dot{x}_i(t) = P_i \times x_i(t) + (1 - x_i^2(t)) \left[\sum_{j \in \Gamma_i} (L_{ij}(t) \times x_j(t)) + \sum_{k \in \Omega_i} (G_{ik}(t) \times X_k(t)) \right] \quad (15)$$

其中, Γ_i 为与节点 i 处于相同圈层的个体集合, Ω_i 为包含节点 i 的所有超边集合。个体项、圈层项和群组项分别描述个体内部认知、圈层成员成对交互以及超边整体共识对节点意见演化的影响。

进一步, 分析式(15)中各影响项在个体意见处于边界值 ($x_i(t) \rightarrow \pm 1$) 时的饱和行为。记节点 i 所受到的外部影响作用为:

$$B_i(t) = \sum_{j \in \Gamma_i} L_{ij}(t) \times x_j(t) + \sum_{k \in \Omega_i} G_{ik}(t) \times X_k(t) \quad (16)$$

式(15)中的外部作用由 $1 - x_i^2(t)$ 调制, 当节点意见趋近于边界时满足:

$$\lim_{x_i(t) \rightarrow \pm 1} [1 - x_i^2(t)] B_i(t) = 0 \quad (17)$$

因此, 在 $x_i(t) \rightarrow \pm 1$ 时, 节点意见的边界行为主要由个体自身项决定。由

$P_i(t) = \alpha_i \text{sign}(x_i(t)) - \rho_i$ 可得:

$$\lim_{x_i(t) \rightarrow 1} \dot{x}_i(t) = \alpha_i - \rho_i \quad (18)$$

$$\lim_{x_i(t) \rightarrow -1} \dot{x}_i(t) = \alpha_i + \rho_i \quad (19)$$

为了保证节点意见始终保持在区间 $[-1,1]$ 内，需在上边界 $x_i=1$ 处满足 $\dot{x} \leq 0$ ，并在下边界 $x_i=-1$ 满足 $\dot{x} \geq 0$ ，即：

$$\rho_i \geq |\alpha_i| \quad (20)$$

由此可见， $1-x^2(t)$ 主要抑制节点意见接近 ± 1 时受到的外部作用，而并不意味着圈层成员影响 $L_{ij}(t)$ 或超边整体影响 $G_{ik}(t)$ 本身趋于0。在上述约束下，式(15)将个体自身影响、圈层成对影响和群组整体影响统一纳入意见演化框架，从而能够描述高阶社交结构中个体意见由中立态向极化及多稳态演化的过程。下一节将在此基础上进一步分析模型的稳态条件及分岔行为。

3.3 模型稳态分析与动力学行为

构建动力学模型的最终价值，在于刻画现实舆论传播中的典型现象。在现实生活中，信息的传播并非无休止的演化，而是会在内部因素与外部影响的共同作用下逐渐趋于某种相对稳定的状态，例如共识形成、意见极化或集体沉默。因此，为验证本文所提模型在长期演化中是否具备描述这些复杂现象的能力，本节将通过解析推导系统的稳态特征，探究在不同的社交环境下，群体意见最终会“锚定”在何处？这种“锚定”是否真实还原现实中的舆论演化？

本模型定义在具有节点异质性、超边规模差异和时间变化特征的时序社交超网络上，为获得可分析的低维动力学表达，本文采用有效平均场近似分析整体稳态结构和分岔机制。

任意个体意见 $x(t)$ 的变化率 $\dot{x}$ 的平均场方程为：

$$\dot{x} = F(x) = \alpha |x| - \rho \cdot x + (1-x^2) \cdot [\beta x + \lambda \cdot \text{sign}(x) \cdot \tanh(\eta_k \cdot \text{ReLU}(|x| - \theta))] \quad (21)$$

其中， α 代表平均兴趣偏好， ρ 代表平均信息遗忘率， β 和 λ 分别表征有效圈层影响和有效群组作用强度， η_k 为参数， θ 为有效共识门槛。式(21)的建立基于以下假设条件：首先，将节点兴趣 α_i 和遗忘率 ρ_i 在平均场分析中用平均值 α 和 ρ 表

示；其次，假设网络在统计意义上具有充分混合性，并以有效参数 β 表示局部圈层作用；最后，将超边规模和节点超度差异对群组作用的影响归并到有效参数 λ 和 θ 中。

系统的稳态解 x^* 由 $F(x^*) = 0$ 决定，表示在长期演化后，个体意见的变化速率趋于零，系统进入相对稳定的均衡状态。从动力学角度看，该条件对应于个体兴趣偏好、遗忘效应、圈层影响与群组压力之间的作用平衡。为进一步揭示高阶群组压力如何改变群体意见的最终分布，本文将以平均个体偏好 α 和群组敏感度 η_k 为关键控制变量，分析系统由单稳态向多稳态转变的动力学机制。

3.3.1 中立态的局部稳定性与单稳态边界

当一条信息首次进入时序社交超网络时，绝大多数个体通常处于观望状态，其意见尚未形成明确的正向或负向倾向，可近似表示为中立态（0 态）。在这一阶段，群体内部尚未形成显著的意见倾向，个体对于信息的意见普遍处于共识门槛之下，超边所代表的高阶群组压力处于静默状态，无法对个体产生约束。此时，式(21)在 $x = 0$ 附近近似退化为线性形式：

$$\dot{x} \approx \alpha |x| - (\rho - \beta) \cdot x \quad (22)$$

式(22)表明在信息传播初期，个体意见的局部演化主要由三类因素共同决定：平均兴趣偏好(α)、信息的遗忘率(ρ)以及圈层的影响强度(β)。

随着时间的推进，少数个体开始表达对该信息的意见，但多数个体仍处于观望状态。对于这些个体而言，少量意见表达会对其态度产生一定扰动，但由于整体舆论尚未充分发酵，该扰动不足以驱动个体远离中立态。为刻画传播初期中立态对微小意见扰动的恢复能力，分别考察 $x \rightarrow 0^+$ 与 $x \rightarrow 0^-$ 的局部动力学，此时群组意见未跨越共识门槛，群组项未被激活。由零点两侧的线性项可得，中立态局部稳定的充分条件为：

$$\rho > |\alpha| + \beta \quad (23)$$

上式表明，当遗忘效应强于兴趣偏好与圈层影响的共同作用时，零点附近的微小意见扰动将逐渐衰减，系统恢复至中立态。该条件适用于传播初期近中立状态，但不直接判定整个意见空间中稳定平衡点的数量。当群组意见超过共识门槛后，群组项被激活，完整非线性方程可能在中立态之外产生其他稳定平衡点。因此，中立单稳态区域的判定需要同时考察中立态的局部稳定性和非零稳定平衡点的存在性。

基于式(21)，本文以平均个体偏好 α 和群组敏感度 η_k 为联合控制变量，并在 $\rho = 0.5$ ， $\beta = 0.2$ ， $\lambda = 0.5$ ， $\theta = 0.15$ 的参数设定下进行数值模拟，得到图 4 所示的稳态相图。

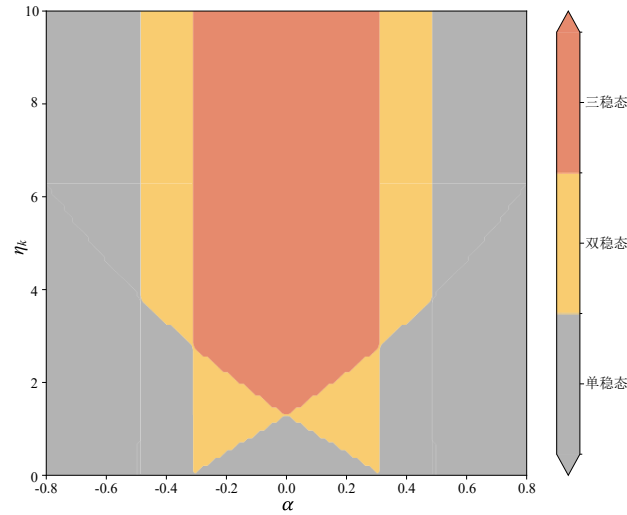


图 4 不同兴趣值与群组敏感度组合下系统稳态类型的相图 横轴表示个体兴趣值，纵轴表示群组敏感度，不同颜色表示系统在对应参数组合下形成的稳态类型，其中灰色区域表示系统处于单稳态，黄色区域表示系统处于双稳态，红色区域表示系统处于三稳态

Fig 4 Phase diagram of the system's global steady-state types under different combinations of interest values and group sensitivity: the horizontal axis represents individual interest values, and the vertical axis represents group sensitivity. Different colors indicate the type of steady state the system forms under the corresponding parameter combination, with gray areas showing monostable states, yellow areas showing bistable states, and red areas showing tristable states.

在图 4 中，随着平均兴趣偏好与群组敏感度的变化，系统最终稳态呈现出明显的区域分化。当兴趣偏好的绝对值偏大时，系统中的个体会受到较强的内在偏好牵引，并倾向于收敛至与偏好方向一致的单一稳态，对应图 4 左右两端的单稳

态区域。因此，在 $|\alpha|$ 较大的参数范围内，即使群组敏感度发生变化，系统仍主要表现为单稳态结构。

而兴趣偏好较小时，随着群组敏感度 η_k 的变化，系统呈现出丰富的稳态变化。在 $\rho=0.5$ ， $\beta=0.2$ 的参数设置下，式(23)给出中立态局部稳定的范围为 $|\alpha|<0.3$ ，但仅凭该条件并不能确定图 4 中立单稳态区域的完整边界。如图 4 所示，在 $|\alpha|<0.3$ 且群组敏感度 η_k 较小的底部灰色三角区域内，系统仅存在中立稳态，可视为中立单稳态区域。然而，随着群组敏感度增大，非线性群组作用可在中立态仍保持稳定的情况下产生非零稳定平衡点，使系统进入双稳态或三稳态区域。因此，中立单稳态区域不仅要求兴趣偏好较小，还要求群组敏感度不足以诱发其他稳定平衡点，底部灰色区域与多稳态区域之间的边界，对应非零稳定分支的出现，而不必对应中立态失稳。下节将具体分析这一边界的形成机制。

3.3.2 对称与非对称分岔下的多稳态涌现机制

当系统越过中立单稳态边界后，群体意见不再必然回到 $x^*=0$ 附近，而可能在高阶群组压力的作用下形成新的非零稳态。此时，系统稳态结构的变化主要由群组项所引入的非线性机制决定。为更清晰地刻画这一过程，本文从稳态条件 $F(x)=0$ 出发，将式(21)整理为：

$$\rho \cdot x - \alpha |x| = (1-x^2) \cdot [\beta x + \lambda \cdot \text{sign}(x) \cdot \tanh(\eta_k \cdot \text{ReLU}(|x| - \theta))] \quad (24)$$

本文将方程两侧分别定义为“内在因素项 $L(x)$ ”与“外部因素项 $G(x)$ ”，令 $L(x) = \rho \cdot x - \alpha |x|$ ， $G(x) = (1-x^2) \cdot [\beta x + \lambda \cdot \text{sign}(x) \cdot \tanh(\eta_k \cdot \text{ReLU}(|x| - \theta))]$ 则系统的稳态条件可表示为：

$$L(x) = G(x) \quad (25)$$

其中， $L(x)$ 表征兴趣偏好与遗忘效应共同作用下的内在恢复力， $G(x)$ 表征圈层影响与高阶群组压力共同构成的外部驱动作用。二者的交点即为系统可能达到的稳

态解。由于意见状态受到饱和项 $(1-x^2)$ 的约束，外部因素项 $G(x)$ 会在意见空间中呈现非线性变化特征，并可能与 $L(x)$ 产生多个交点，从而导致多稳态结构的出现。为确定非零稳态分支出现的临界位置，需要同时考察平衡点的存在性及稳定性。对于本节考虑的位于共识门槛之外的非零分支，其鞍结分岔临界点除需要满足式(25)外，还需要满足以下条件：

$$\frac{\partial F}{\partial x} = 0 \quad (26)$$

$$|x| > \theta \quad (27)$$

当系统不存在初始兴趣偏好时，即 $\alpha = 0$ ，内在恢复项 $L(x)$ 表现为关于 $x = 0$ 对称的线性函数，表示个体意见向中立态（0 态）回归的恢复作用。为揭示无偏好条件下三稳态的形成机制，图 5(a) 固定群组敏感度为 $\eta_k = 2$ ，绘制了 $L(x)$ 与 $G(x)$ 在意见空间中的交汇情况。可以看到，在该参数条件下， $G(x)$ 呈现明显的 S 形非线性特征，并与 $L(x)$ 形成五个交点。其中，中间的 $x^* = 0$ 以及两侧靠近极化端的交点为稳定平衡点，分别对应中立稳态、正向极化稳态和负向极化稳态。而位于中立态与两侧极化态之间的两个交点为不稳定平衡点，构成了不同稳态吸引域的边界。当个体意见在该平衡点处受到微小扰动时，内部影响 $L(x)$ 与外部影响 $G(x)$ 的相对强弱关系将发生改变：若个体意见向中立态小幅度偏移， $L(x)$ 的作用强度将大于 $G(x)$ ，理性恢复力会驱动意见向中立稳态收敛；若个体意见向极化端小幅度偏移， $G(x)$ 的作用强度将大于 $L(x)$ ，外部因素则会推动意见向邻近的极化稳态演化。由此可见，当群组敏感度达到一定强度后，高阶群组压力能够克服个体意见向中立态回归的内在恢复作用，使系统在中立态之外进一步产生一对对称的极化吸引子，从而形成三稳态共存结构。

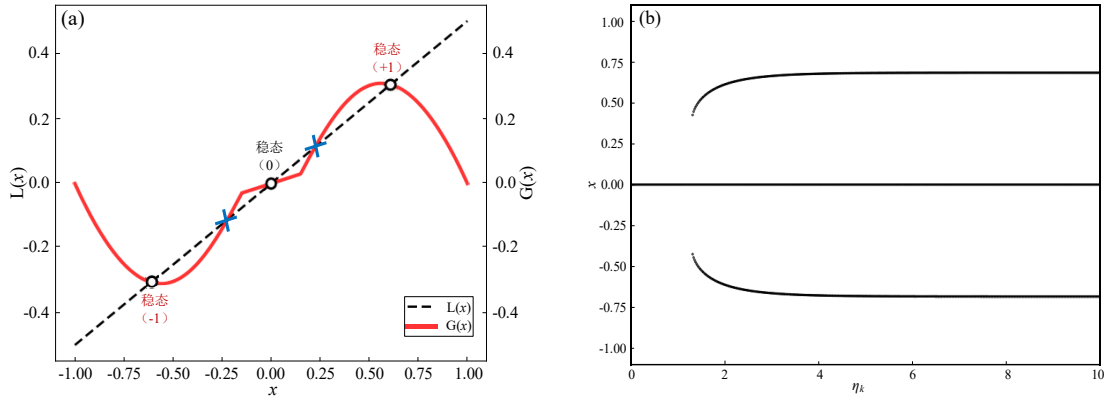


图 5 无偏好条件下系统稳态结构的对称分岔与三稳态形成 (a)表示 $\eta_k = 2$ 时 $L(x)$ 与 $G(x)$ 的交

点分布情况,交点对应系统稳态; (b)表示稳态随群组敏感度 η_k 增大而发生的分岔演化

Fig 5 The symmetric bifurcation and the formation of tristability in the system's steady-state structure under no-preference conditions: (a) shows the distribution of intersection points between $L(x)$ and $G(x)$ when $\eta_k = 2$, with the intersections corresponding to the system's steady states; (b) shows how the steady states undergo bifurcation evolution as the group sensitivity η_k increases.

图 5(b)探究群组敏感度 η_k 连续变化时系统稳态结构的演化过程。当 η_k 较小时, 系统仅保持中立单稳态。随着 η_k 增大, 高阶群组压力逐渐增强, 并在临界位置诱发对称鞍结分岔, 使正、负两个方向上的极化吸引子同时出现。基于图 4 采用的参数设置求解式(25), 得到临界群组敏感度为 $\eta_c \approx 1.3077$ 。当 η_k 超过该临界值时, 正负两方向的非零稳定分支同时出现, 而中立态仍然保持局部稳定, 系统由中立单稳态进入三稳态区域。该临界值也对应图 4 中 $\alpha = 0$ 截面上底部灰色区域与红色区域的分界。图 5(a)与图 5(b)共同说明, 在无初始偏好条件下, 仅由高阶群组互动增强所引发的共识压力, 也足以驱动群体意见从中立单稳态转向对称多稳态格局。

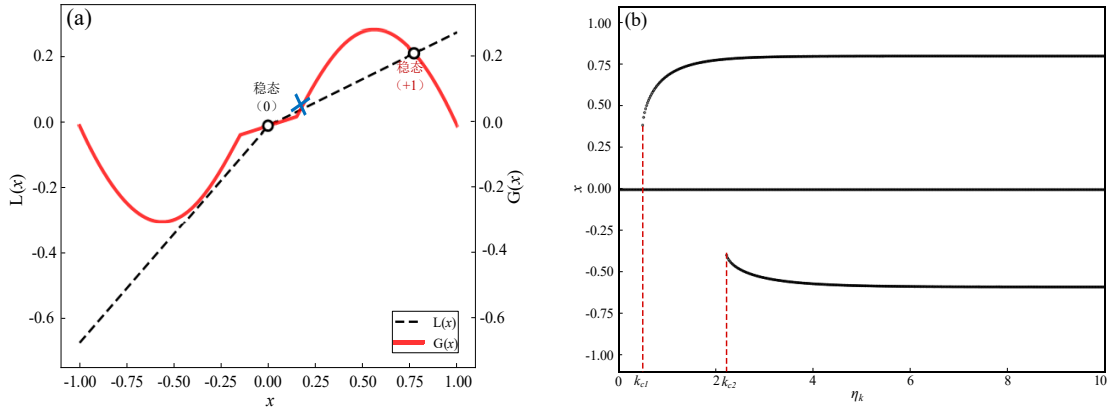


图 6 偏好引导下系统稳态结构的非对称连续分岔机制 (a)表示存在正向个体偏好时 $L(x)$ 与 $G(x)$ 的交点分布情况, 交点对应系统稳态; (b)表示稳态随群组敏感度 η_k 增大而发生的分岔演化, 红色虚线表示先后发生鞍结分岔的临界位置

Fig 6 The asymmetric continuous bifurcation mechanism of the system's steady-state structure under preference guidance: (a) shows the distribution of intersections between $L(x)$ and $G(x)$ when there is a positive individual preference, with the intersections corresponding to the system's steady states; (b) shows the bifurcation evolution of steady states as the group sensitivity η_k increases, with the red dashed line shows the critical points where saddle-node bifurcations happen one after another.

在现实舆论环境中, 个体通常并非完全中立, 而是带有一定的固有兴趣偏好。以 $\alpha = 0.2$ 为例, 图 6(a)固定群组敏感度 $\eta_k = 2$, 展示正向偏好作用下 $L(x)$ 与 $G(x)$ 的交汇情况。与无偏好情形不同, 正向偏好打破 $L(x)$ 关于 $x = 0$ 的对称性: 当 $x > 0$ 时, $L(x)$ 函数较为平缓, 理性恢复力作用强度弱, 个体意见更容易沿偏好方向被外部驱动项推向正向极化态; 当 $x < 0$ 时, $L(x)$ 函数比较陡峭, 系统对负向偏离表现出更强的恢复作用。因此, 正、负方向上的平衡点不再同步出现, 系统稳态结构呈现明显的非对称特征。

图 6(b)进一步给出了群组敏感度 η_k 连续增大时的分岔路径, 其中, η_{c1} 和 η_{c2} 分别为系统形成双稳态和三稳态的临界阈值。同样, 在采用图 4 的参数设置下, 求得正、负方向的分岔临界值分别为 $\eta_{c1} \approx 0.4978$ 和 $\eta_{c2} \approx 2.2153$ 。随着 η_k 的增大, 正向非零稳定分支首先出现, 随后负向非零稳定分支出现; 在此过程中, 中立态始终保持局部稳定。因此, 该截面上的系统依次经历中立单稳态、双稳态和三稳态,

对应图 4 中由底部灰色区域进入黄色区域，再进入红色区域的变化。由此可见，个体偏好并不会简单地消除多稳态，而是改变不同极化稳态出现的先后顺序，使系统从对称分岔转变为先后发生的鞍结分岔。

综上，在上述平均场近似条件下，本节通过稳态分析，揭示约化系统中群体意见由中立单稳态向多稳态演化的动力学机制，并为理解时序社交超网络中的意见演化提供理论解释。局部稳定性分析表明，当遗忘效应强于个体偏好与圈层影响时，系统能够抵抗微小扰动并保持中立稳态；整体稳态分析进一步表明，随着群组敏感度增强，高阶群组压力会逐渐突破内在恢复作用，使系统产生新的极化吸引子。在无初始偏好时，系统通过对称鞍结分岔形成正、负极化态与中立态共存的三稳态结构；而在存在初始偏好时，系统稳态演化呈现非对称特征，并依次经历单稳态、双稳态和三稳态。该结果表明，个体偏好主要决定极化方向和稳态出现顺序，高阶群组压力则主导多稳态的涌现过程，从而为解释现实舆论中的共识维持、偏向性极化与多阵营共存提供理论依据。本节用到的有效平均场更适用于度与超度异质性较弱、超边规模较集中且群体间混合充分的网络。当网络具有显著枢纽节点、强社区隔离时，局部交互难以由统一的有效参数表征，该平均场近似可能会产生较大偏差。

4 实验结果

4.1 实验参数设置及评价指标

为验证本文所提时序社交超网络意见动力学模型的有效性，我们在合成超网络上开展相应仿真实验。为减小随机因素带来的干扰，实验过程遵循单一变量原则，各组仿真实验均在相同初始时序超网络下独立重复运行 100 次，并以均值作为最终实验结果。标准实验参数如表 1 所示：

为定量刻画不同参数对该意见动力学模型演化行为的影响程度，本文选取节

点意见占比 f_s 、极化强度 f_e 作为主要评估指标。设 V 为超网络的节点集合， $N=|V|$ 为节点总数， $x_i(t) \in [-1,1]$ 表示节点 i 在时刻 t 的意见状态。节点意见比例 f_s 用于描述具有某一意见状态或处于某一意见区间内的节点占比。当需要区分正向和负向意见时，按照节点意见状态的符号进行划分：

$$f_s^+ = \frac{N_+(t)}{N} \quad (28)$$

$$f_s^- = \frac{N_-(t)}{N} \quad (29)$$

其中， $N_+(t)$ 和 $N_-(t)$ 为分别表示时刻 t 满足 $x_i(t) > 0$ 和 $x_i(t) < 0$ 的节点数。当 $x_i(t) = 0$ 时，将该节点划分为中立状态。

当需要描述节点最终意见状态在整个意见空间中的分布时，将意见空间 $[-1,1]$ 划分为若干个互不重叠的子区间。对于任意意见区间 $I_b = [a_b, a_{b+1})$ ，定义该区间内的节点比例为：

$$f_s(I_b, t) = \frac{N_b(t)}{N} = \frac{1}{N} \sum_{i \in V} \Theta(x_i(t) \in I_b) \quad (30)$$

其中， $N_b(t)$ 表示 t 时刻意见状态位于区间 I_b 内的节点数， $\Theta(\cdot)$ 是示性函数。

极化强度 $f_e(t)$ 用于刻画群体意见整体偏离中立状态的程度，定义为所有节点意见绝对值的平均值：

$$f_e(t) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V} |x_i(t)| \quad (31)$$

由于 $x_i(t) \in [-1,1]$ ，因此 $f_e \in [0,1]$ 。 f_e 越大，表示节点意见整体越偏离中立态，群体极化程度越高。

表 1 实验参数取值

Table 1. Experimental parameter values

参数	取值	参数	取值
节点数 $ V $	1000	意见容忍度 Δ	[0.2,1]
超边数 $ E $	1100	共识门槛 θ	[0.2,1]

节点意见 x	$[-1,1]$	权重参数 ϑ	0.35
活跃度 γ	$[0.1,1]$	权重参数 φ	-0.5
兴趣值 α	$[0.1 \pm 0.05, 0.2 \pm 0.05]$	平滑度 τ_Δ	3
遗忘率 ρ	$[0.1, 0.7]$	平滑度 τ_k	0.03
群组敏感度 η_k	4		

4.2 时序特征对信息传播的影响

在本文中，每个时间步的不同节点活跃比例生成不同的时序社交超网络，而各类时序超网络又可映射至现实场景中的不同社交平台。在信息传播过程中，节点活跃比例是影响其传播动力学的关键参数之一，不仅决定网络中参与意见博弈的有效主体数量，还直接调控信息的传播速度与覆盖范围等关键传播特性。为揭示个体活跃度如何调制舆情的演化过程，本节分别选取活跃度为 $\gamma = \{0.1, 0.4, 0.7, 1.0\}$ 进行仿真实验，结果如图 7 所示。

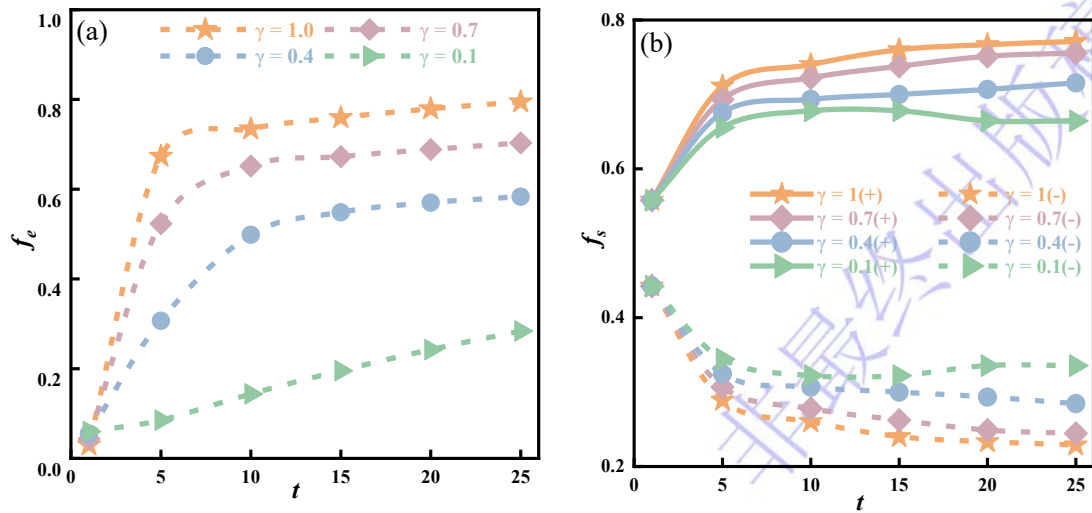


图 7 不同活跃度(γ)下节点观点极化强度与正负状态比例的时序演化 (a)中纵轴 f_e 表示节点观点极化强度，用于刻画系统整体意见偏离中立状态的程度；(b)中纵轴 f_s 表示正、负意见状态节点所占比例，其中实线表示正状态比例，虚线表示负状态比例；横轴 t 表示演化时间，不同颜色对应不同用户活跃度(γ)

Fig 7 The temporal evolution of polarization intensity and ratio of positive and negative states at nodes under different activity levels (γ): (a) The middle vertical axis f_e represents the polarization intensity of the node's viewpoint, used to describe the degree to which the system's overall opinion deviates from the neutral state; (b) The middle vertical axis f_s represents the proportion of positive and negative state nodes, where the solid line represents the positive state ratio and the dashed line

represents the negative state ratio; the horizontal axis t represents the evolution time, different colors correspond to different user activity levels (γ).

图 7(a)展示在不同活跃度下极化强度随时间步的演化趋势，其中极化强度代表当下时间步中所有个体状态偏向 ± 1 的程度。实验观察到，活跃度越高，极化程度随时间变化速率越快，最后达到的极化强度也越高。这表明，在高活跃的时序社交超网络中，个体间频繁的交互加速了信息的传播进程，使得社交舆论极化动力迅速增大，从而导致社交个体的整体态度呈现出更强烈的极化现象。

然而，极化强度的提升究竟使促成大家对于信息的认同还是反对？图 7(b)中实现代表认同意见比例，虚线代表反对意见比例。随着活跃度的增加，正向态度的占比呈现爆发式增长，并在稳态时占据绝对优势。这表明，高活跃度的时序社交超网络为信息提供了社会传染土壤。

为考察时序模式对意见演化过程的影响，在保持平均活跃度及其他模型参数一致的条件下，分别构造周期性、爆发性和随机性三种在线—离线时序模式，结果如图 8 所示。

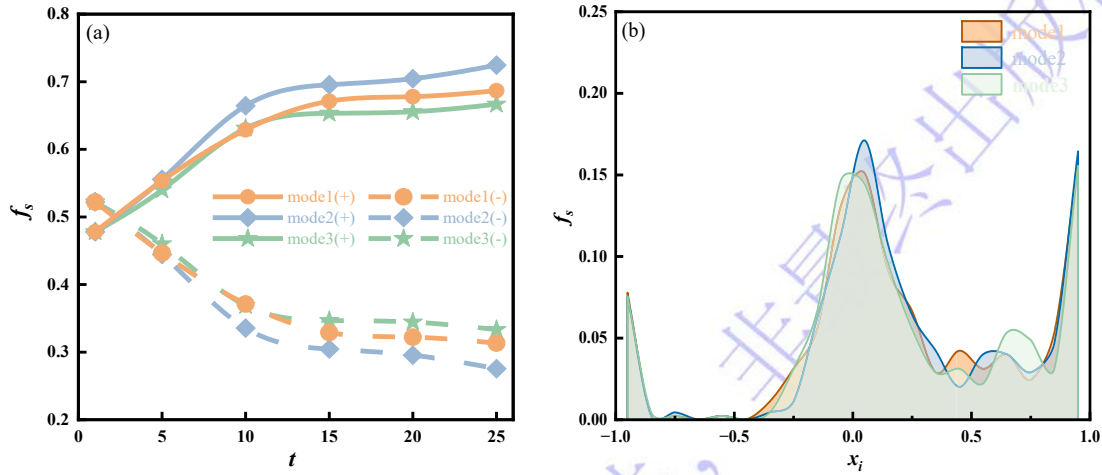


图 8 不同时序模式下节点正负状态比例的演化及最终时刻意见分布 (a)中纵轴 f_s 表示正,负意见状态节点所占比例，其中实线表示正状态比例,虚线表示负状态比例；(b)中纵轴 f_s 表示各个意见区间的节点所占比例；横轴 t 表示演化时间，不同颜色对应不同时序模式，mode 1 表示周期性时序，mode 2 表示爆发性时序，mode 3 表示随机性时序

Fig 8 Evolution of the proportion of nodes in positive and negative states under different timing modes and the final opinion distribution. (a) the y-axis f_s shows the proportion of nodes with positive and negative opinions, with solid lines representing the positive state and dashed lines representing the negative state; (b) the y-axis f_s shows the proportion of nodes in each opinion range.

The x-axis t represents the evolution time, and different colors correspond to different timing modes: mode 1 is periodic timing, mode 2 is bursty timing, and mode 3 is random timing.

图 8 比较了周期性、爆发性和随机性三种时序模式下的意见演化结果。在保持相同活跃度、正向兴趣值及其他参数一致的条件下，三种模式均表现出正向意见比例上升、负向意见比例下降的共同趋势，并最终形成中性意见附近的主要分布峰及正向极端区域的意见分布。由此可见，本文提出的意见动力学模型在不同时序模式中的变化趋势一致，仅在变化幅度上有微小差异。

4.3 模型有效性验证

4.3.1 遗忘率(ρ)对信息传播的影响分析

活跃度为信息传播提供了外部的推力，而遗忘率则是个体内部的阻力。在信息过载的时代中，由于个体的注意力有限，对旧信息的认知损耗决定当前舆论能否在社会记忆中形成沉淀。基于此，本节探讨遗忘率如何作为一种内在阻力，反向制约舆论的极化程度。

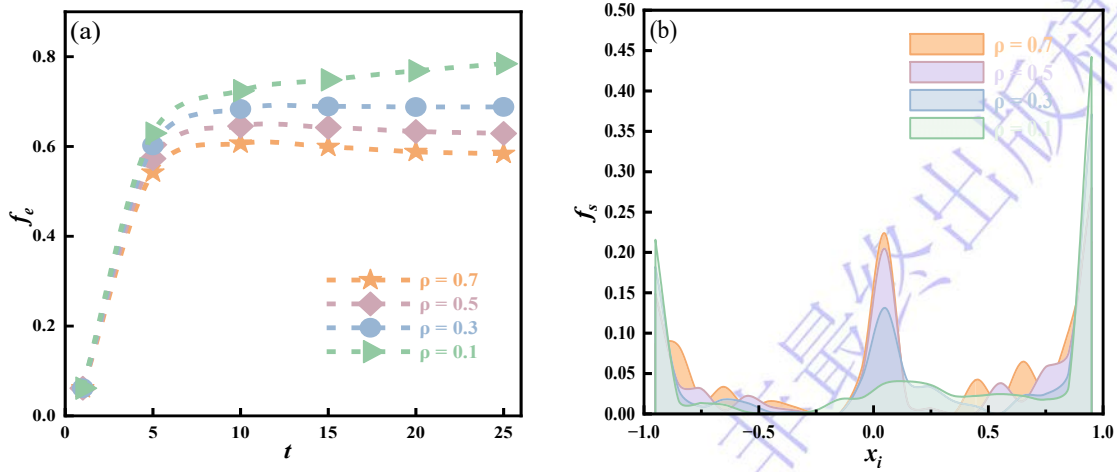


图 9 不同遗忘率(ρ)下节点观点极化强度及最终意见状态分布 (a)表示节点观点极化强度 f_e 随演化时间 t 的变化趋势，用于刻画系统整体意见偏离中立状态的程度；(b)表示演化终止时各个节点意见状态 x_i 分布，其中横轴为节点最终意见状态，纵轴 f_s 为对应状态的节点比例；不同颜色对应不同遗忘率(ρ)

Fig 9 The node opinion polarization intensity and final opinion state distribution under different forgetting rates (ρ). (a) shows how the node opinion polarization intensity f_e changes over evolution time t , used to describe how much the system's overall opinion deviates from a neutral state; (b) shows the distribution of opinion states x_i of each node when evolution stops, where the horizontal axis represents the final opinion state of the nodes, and the vertical axis f_s represents the proportion of nodes in each state; different colors correspond to different forgetting rates (ρ).

图 9(a)刻画极化强度在不同遗忘率下的演化轨迹。较低的遗忘率意味着信息具有更长的存活周期，从而为个体的观点极化提供了充足的时间；高遗忘率会导致个体在未被彻底说服前，其发生了认知耗散，这会阻断意见的连续演化，最终表现出较低的极化水平。

为进一步剖析遗忘率如何塑造群体的最终立场，图 9(b)展示时序超网络最终演化时刻的节点意见分布情况。随着遗忘率的提升，意见分布曲线呈现出明显的中立趋向。在 $\rho = 0.7$ 的情境下，绝大多数节点簇拥在 0 态附近，社会整体表现出中立。这种分布特征解释了遗忘率作为“缓冲带”的功能。当个体遗忘速度超过其他因素时，系统会陷入一种“认知-遗忘”循环，导致舆论无法跨越共识门槛从而有效防止了阵营对立。然而，即使信息被记住，它能否撼动个体的固有立场，还取决于个体对于异见的接受程度。因此，下一节我们将根据容忍度参数，探讨个体的意见包容程度如何影响舆论的演化走向。

4.3.2 意见容忍度(Δ)对信息传播的影响分析

遗忘率决定信息在个体认知中的“生命周期”，容忍度则决定信息对个体心理的“穿透能力”。基于此，本节通过调节容忍度参数 Δ ，观察个体对意见的接纳程度如何调控群体意见的极化程度。

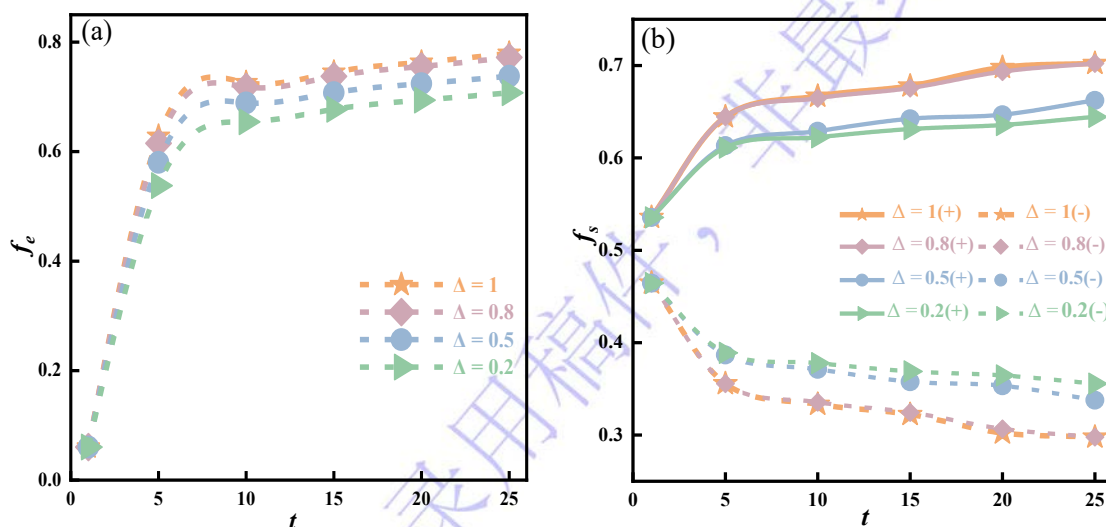


图 10 不同意见容忍度(Δ)下节点观点极化强度与正负状态比例的时序演化 (a)中纵轴 f_e 表示节点观点极化强度,用于刻画系统整体意见偏离中立状态的程度;(b)中纵轴 f_s 表示正,负意见状态节点所占比例,其中实线表示正状态比例,虚线表示负状态比例;横轴 t 表示演化时间,不同颜色对应不同意见容忍度(Δ)

Fig 10 The time evolution of node opinion polarization intensity and the proportion of positive and negative states under different opinion tolerance levels (Δ): (a) the vertical axis f_e represents the intensity of node opinion polarization, which is used to describe the overall degree to which the system's opinions deviate from a neutral state; (b) the vertical axis f_s represents the proportion of nodes in positive and negative opinion states, with solid lines indicating the proportion of positive states and dashed lines indicating the proportion of negative states; the horizontal axis t represents evolution time, different colors correspond to different opinion tolerance levels (Δ).

图 10(a)展示不同容忍度水平下,系统极化强度随时间的演化路径。实验发现,随着容忍度 Δ 的提升,群体意见不仅极化速度加快,最终的极化强度也呈现阶梯式增长。高容忍度意味着个体的心理防御边界较为模糊,极易受到圈层成员或群组意见的干扰。在这种状态下,个体更倾向于放弃自身意见以追求群组一致性,从而加快中立态向极端态的意见转移。图 10(b)进一步刻画正负立场比例的演化差异。可以观察到,高容忍度环境显著放大认同者的比例优势,导致更严重的极化非对称性。这一现象揭示过渡“宽容”的社交环境可能成为虚假信息改变理性认知的催化剂。

4.3.3 共识门槛(θ)对信息传播的影响分析

在超网络的高阶交互中,群体意见并非线性叠加,而是存在阈值效应。只有当群体共识跨越特定的门槛时,超边的集体势能才能被激活。本节探讨不同共识门槛对时序超网络中信息传播的影响规律,结果如图 11 所示。

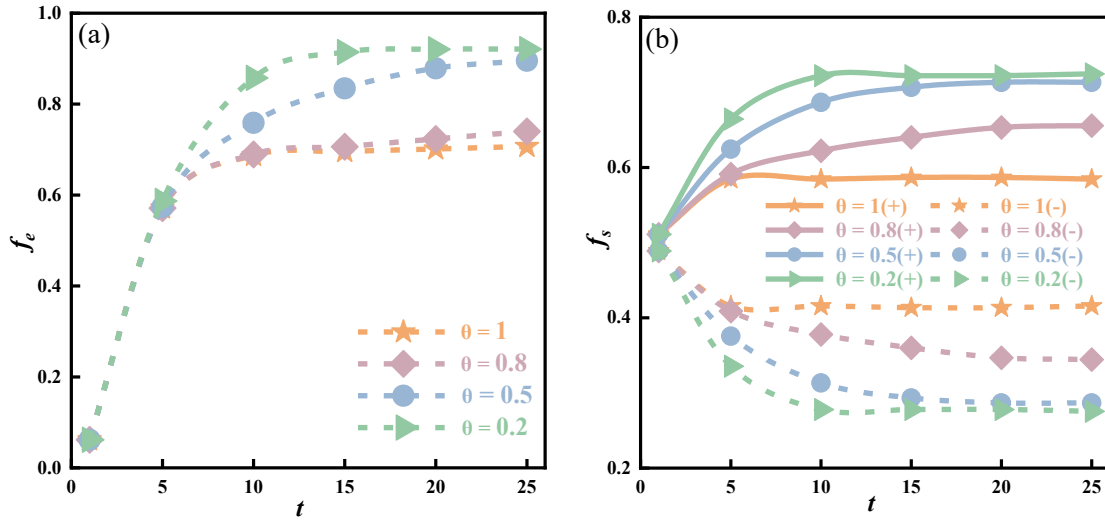


图 11 不同群组共识门槛(θ)下节点极化强度与正负状态比例的时序演化 (a)中纵轴 f_e 表示节点极化强度; (b)中纵轴 f_s 表示正, 负意见状态节点所占比例; 横轴 t 表示演化时间, 不同颜色对应不同群组共识门槛(θ), 其中实线表示正状态比例, 虚线表示负状态比例

Fig 11 The temporal evolution of node polarization intensity and the proportion of positive and negative states under different group consensus thresholds (θ): (a) the y-axis f_e represents the node polarization intensity; (b) the y-axis f_s represents the proportion of nodes with positive and negative opinion states; the x-axis t represents the evolution time, the different colors correspond to different group consensus thresholds (θ), with solid lines representing the proportion of positive states and dashed lines representing the proportion of negative states.

图 11(a)描绘极化强度在不同共识门槛下的时序演化特征。实验观察到, 共识门槛与极化水平呈现明显的反比关系: 低门槛环境极易诱发舆论的爆发式增长。这一现象呼应了集体行为中的阈值模型。低门槛(0.2)代表一种易受暗示的社交环境, 个体仅需感知到微弱的群体倾向便会产生强烈的从众动机。此时, 社会系统处于高度不稳定的“待激发”状态, 细微的信息扰动即可通过群组迅速放大为全网的极化态度。通过图 11(b)观察正负立场比例的演化可以发现, 共识门槛决定信息能否形成压倒性胜利。在低门槛条件下, 认同节点比例迅速攀升并锁定在高位。这说明, 当群体达成共识的难度降低时, 信息更容易在短时间内吞噬中立空间。这种对比证明提高公众的判别阈值是遏制虚假信息爆发的关键路径。

4.3.4 不同意见动力学模型的演化行为比较

为进一步评估本文模型相对于已有意见动力学模型的差异化表现, 本文选取 DW、HK 以及拓展至超图上的 Bounded-confidence model^[39] (HBCM) 作为对照,

在相同网络结构、初始意见和参数条件下开展仿真比较。以施加正向偏好 ($\alpha > 0$) 为例，通过比较不同模型的最终意见分布，分析各模型对高阶交互及多稳态意见演化现象的刻画差异，结果如图 12 所示。

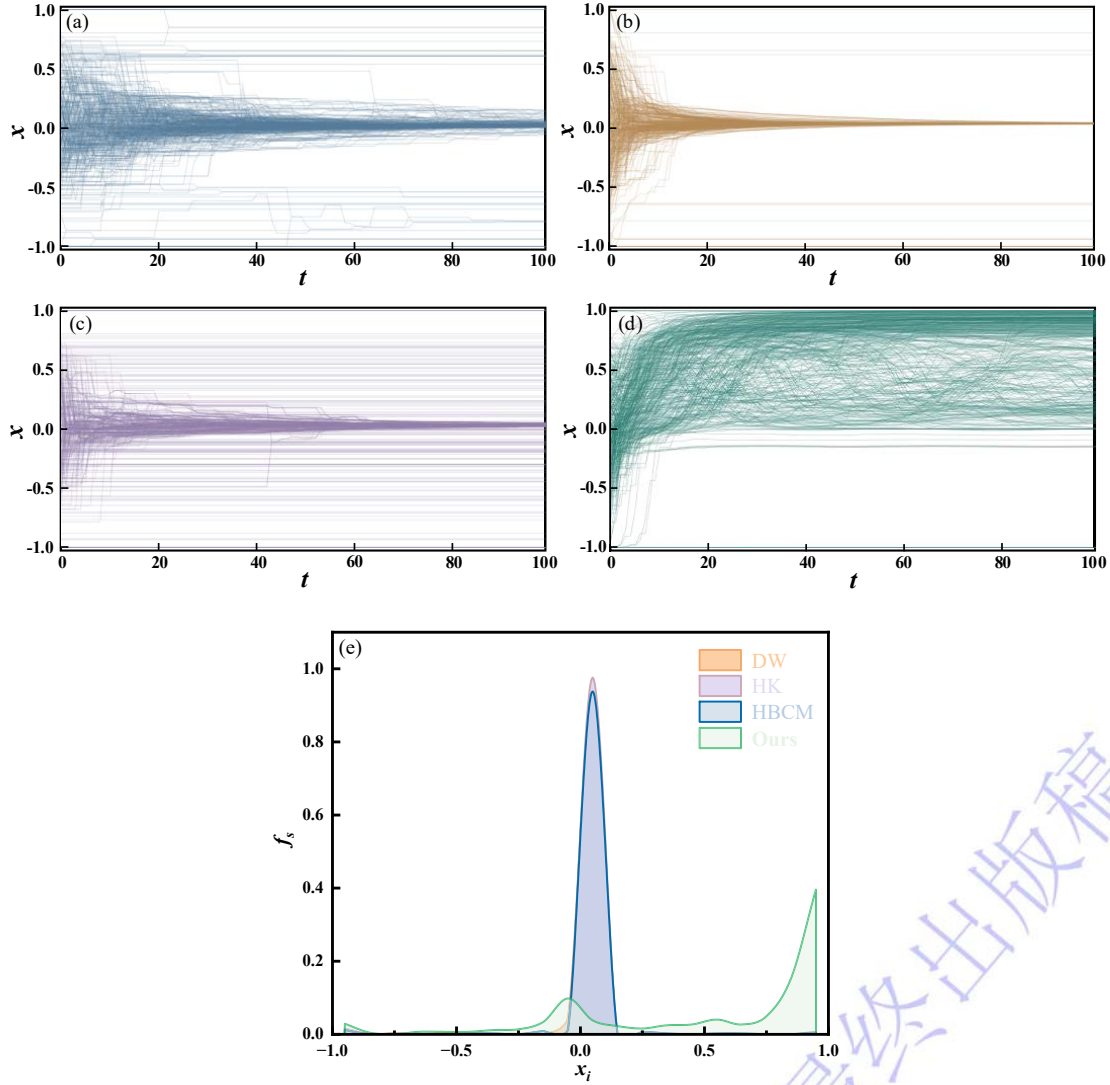


图12 不同意见动力学模型之间的对比 (a)DW模型；(b)HK模型；(c)HBCM模型；(d)本文模型；(e)不同模型最终时刻意见分布；图(a)~(d)中横轴表示时间步，纵轴表示节点意见值。图(e)中横轴表示节点意见值，纵轴表示各个意见区间的节点所占比例。

Figure 12 Comparison among different opinion dynamics models. (a) DW model; (b) HK model; (c) HBCM model; (d) the proposed model; (e) opinion distributions of different models at the final time. In panels (a)–(d), the horizontal axis represents the time step, and the vertical axis denotes the opinion value of nodes. In panel (e), the horizontal axis represents the node opinion value, and the vertical axis indicates the proportion of nodes in each opinion interval.

在正向兴趣偏好的条件下，三种基线模型均主要表现为意见平均化。从图12(a)中可得，DW模型仅形成了规模较小的外围意见簇；图12(b)表明网络HK模型快速收敛至零附近；图12(c)表示得HBCM模型虽然产生了更大的意见分散性，但其末

时刻分布仍近似关于零对称。相比之下，图12(d)中呈现的本文模型能够将个体兴趣偏好转化为方向性意见演化：负向意见更快衰减至中立区域，而正向意见在圈层影响和群组压力的共同作用下持续放大，最终形成以高正向意见为主、同时保留中等正向意见节点的双层分布结构。从图12(e)可更明显观察到，相同初始条件下，本文模型形成了双稳态，其余模型的最终意见分布都只在中立态附近，只形成了单稳态。这表明本文模型不仅能够描述意见收敛，还能够刻画兴趣偏好驱动的方向性扩散和群体意见分化，具有更强的“偏好响应能力”和“意见分化表达能力”。

4.4 实证分析

为考察所提意见动力学模型在真实高阶社交结构中的演化特征，本文选取 **Email-Enron-Core**、**Senate-Committees** 和 **Senate-Bills** 三类公开社交数据集，并对所选数据集进行数据处理，以满足后续社交超网络构建的需要。在此基础上，依据数据集中节点与群组之间的高阶关联关系构建相应的社交超网络。不同数据集分别对应邮件通信、委员会协作和议案共同提案等典型群体交互场景，能够反映不同超网络组织结构下的意见传播环境。

4.4.1 实证数据集与超网络构建

Email-Enron-Core 数据集^[40]来源于 Enron 邮件通信网络，本文基于邮件发送者与接收者之间的多方交互关系构建邮件时序社交超网络，其平均超边大小为 3，可用于表征较小超边下的邮件沟通场景；**Senate-Committees** 数据集^[41]刻画美国参议院委员会成员关系，本文据此构建美国参议院委员会时序社交超网络，其平均超边大小为 15，可用于反映中等超边下的政治决策互动；**Senate-Bills** 数据集^[35]刻画美国国会议案共同提案关系，本文据此构建美国参议院议案协作时序社交超

网络，其平均超边大小为 25，可用于表征较大超边下的群体协作与交互行为。

4.4.2 实证超网络实验结果分析

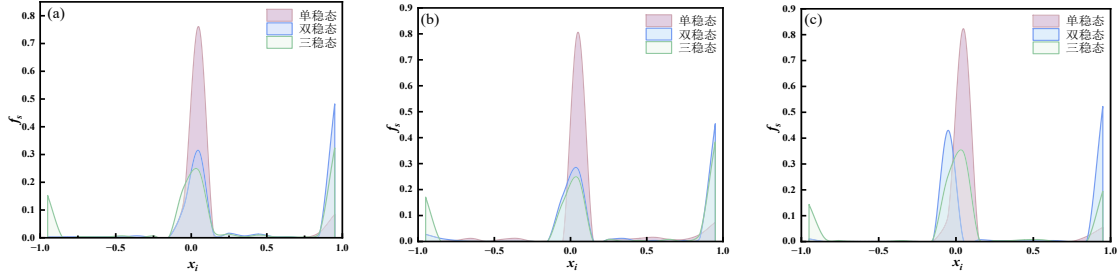


图13 三类实证时序社交超网络中的多稳态涌现 (a) Email-Enron-Core实证时序社交超网络；(b) Senate-Committees实证时序社交超网络；(c) Senate-Bills三类实证时序社交超网络；横轴 x_i 表示个体最终意见状态，纵轴 f_s 表示对应意见状态的节点比例，不同颜色分别表示模型在单稳态，双稳态和三稳态条件下的仿真结果

Fig 13 The multistable emergence in three types of empirical temporal social hypernetworks: (a) Email-Enron-Core empirical temporal social hypernetworks; (b) Senate-Committees empirical temporal social hypernetworks; (c) Senate-Bills empirical temporal social hypernetworks; the horizontal axis x_i represents the final opinion state of individuals, and represents the proportion of nodes corresponding to the opinion states, and different colors represent simulation results of the model under monostable, bistable, and tristable conditions.

图 13 展示本文模型在三类真实社交拓扑上的多稳态演化结果。实验结果还原信息传播中典型的多稳态涌现现象：即在不同的实际社交关系下，三类实证超网络能够分别根据初始扰动的不同，演化出单稳态、双稳态及三稳态等多种最终局面。这表明，即便在复杂的真实拓扑约束下，本文模型依然能够复刻出社会系统中常见的共识达成、观点对峙及碎片化分布等动力学状态。

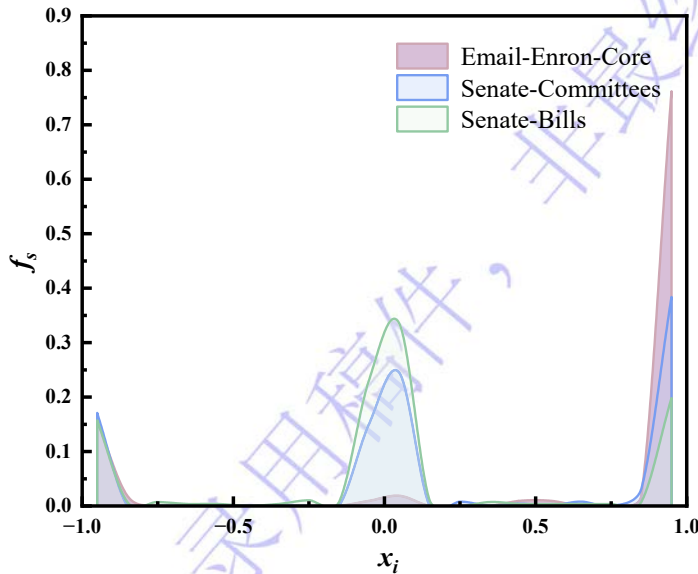


图 14 三类真实社交拓扑中个体意见最终状态分布 横轴 x_i 表示个体最终意见状态，纵轴 f_s

表示对应意见状态的节点比例，不同颜色分别表示 Email-Enron-Core、Senate-Committees 和 Senate-Bills 三类实证数据集在相同初始扰动条件下得到的仿真结果

Fig 14 Final distribution of individual opinions in three types of real social networks: the x-axis x_i represents the individuals' final opinion states, and the y-axis f_s represents the proportion of nodes corresponding to the opinion states, and different colors show the simulation results for the three empirical datasets—Email-Enron-Core, Senate-Committees, and Senate-Bills—under the same initial perturbation conditions.

图 14 给出了相同初始扰动条件下三类真实社交拓扑的最终意见分布。系对比分析可见，Email-Enron-Core 网络的稳态节点观点高度集中于+1 态区间，说明初始扰动在该网络中能够被持续放大，并最终形成较为一致的正向传播结果；而在完全相同的初始扰动条件下，Senate-Committees 和 Senate-Bills 网络的稳态节点观点则显著聚集于中性 0 态附近，表明信息在这两类网络中难以突破中立状态，传播过程存在明显的结构性阻滞。

结合实证网络的差异，本文考察超边大小对信息传播过程的影响，我们在合成网络上开展了超边大小的参数敏感性分析，详见附录 A(图 A2)。结果表明，超边大小会影响信息传播过程及个体意见的最终稳态分布。在正向兴趣偏好 ($\alpha > 0$) 的条件下，较大超边中的个体意见虽然整体偏向零点右侧，但主要集中在接近中立状态的弱正向区域，表明群体平均效应和规模相关的共识门槛会削弱初始扰动的传播强度，限制意见进一步向正向极端状态演化。通过该实验结果，超边大小可以为三类实证网络之间的信息传播差异提供一种可能的解释。Email-Enron-Core 网络的平均超边大小相对较小，局部群组内部更容易形成有效的意见反馈，少量被激活节点即可推动群组压力产生并进一步放大传播效应，因此节点观点更容易向+1 态集中。相比之下，Senate-Committees 和 Senate-Bills 网络具有更大的平均超边大小，意味着单个高阶交互单元中包含更多参与者，系统需要越过更高的共识门槛，才能激活群组压力。在这种情况下，初始扰动更容易在包含节点数较多的超边中被稀释，难以转化为持续的集体传播动力，最终使节点观点主要维持在中性 0 态附近。由此可见，超边大小可能是调控信息传播效果

的重要结构因素。

5 总结

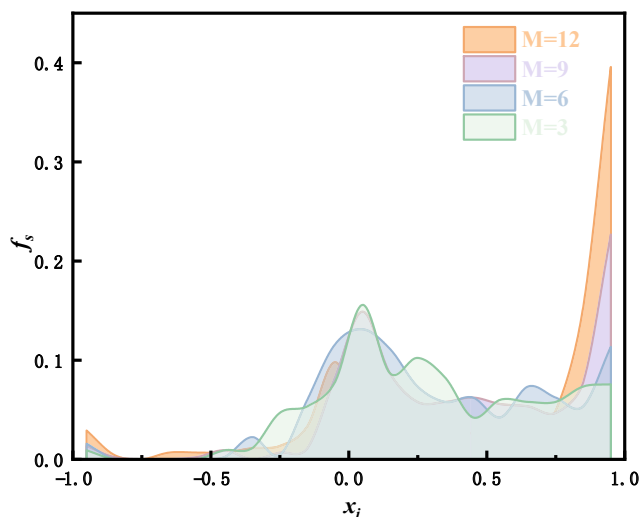
针对在线社交平台中舆情演化过程所呈现的高阶交互、动态参与和多稳态共存等复杂特征，本文构建了融合用户在线-离线行为特征的时序社交超网络模型，并在此拓扑基础上提出了集成“个体-圈层-群体”三层交互逻辑的连续意见动力学模型。该模型从个体自身认知、圈层交互以及群体共识压力三个层面刻画观点演化过程，综合考虑个体固有兴趣、信息遗忘、意见时变容忍度以及高阶群体影响等因素，从而增强了模型对真实在线社交场景中观点传播和舆情演化过程的可解释性。

理论分析结果表明，所提模型能够刻画不同参数条件下的稳态演化特征，不仅可以划定系统中立单稳态存在的边界条件，还揭示了内生偏好驱动下的非对称分岔机理与多稳态涌现规律；同时，验证了在时序高阶社交结构中，个体观点演化并非由单一因素决定，而是受到个体认知惯性、圈层成员交互和群体共识压力的共同影响，为解释在线社交平台中的观点分化与极化现象提供了理论依据。通过仿真实验，在合成超网络进行参数敏感性分析，验证了模型的合理性与鲁棒性。进一步，本文选取三类实证社交超网络进行验证，实验结果与理论推导保持一致，表明所提模型能够在真实社交结构中再现多稳态共存现象，精准刻画了高阶交互关系与时序动态共同作用下的观点演化规律。与其他意见动力学模型相比，本文模型能够更有效地描述多稳态的形成。

本文研究仍可进一步拓展，从图14及附录A(图A2)的实验结果可以看出，超边大小或许会对信息传播过程和观点演化结果产生一定影响。后续研究将进一步挖掘超边大小对本文所提意见动力学模型以及其他传播范式、复杂扩散行为的普适性影响，分析不同超边大小和群体交互强度对传播结果的作用机制，以期构建

更加全面、多维的信息传播与管控理论体系。此外，未来还将以本文提出的演化动力学模型为基础，进一步探索资源受限条件下的信息管控与最优控制策略设计。

附录A



图A1 不同 M 下节点最终时刻意见分布 横轴 t 表示演化时间，纵轴表示对应意见状态的节点比例，不同颜色对应不同的 M

Fig A1 Opinion distribution of nodes at the final moment for different M . The x-axis t represents evolution time, the y-axis shows the proportion of nodes in each opinion state, and different colors correspond to different M values.

图A1展示了不同 M 取值下节点最终意见的分布。在所考察的参数条件下，各组结果均保留了中立附近及正向意见区域的分布特征，未呈现明显的整体分布结构转变。

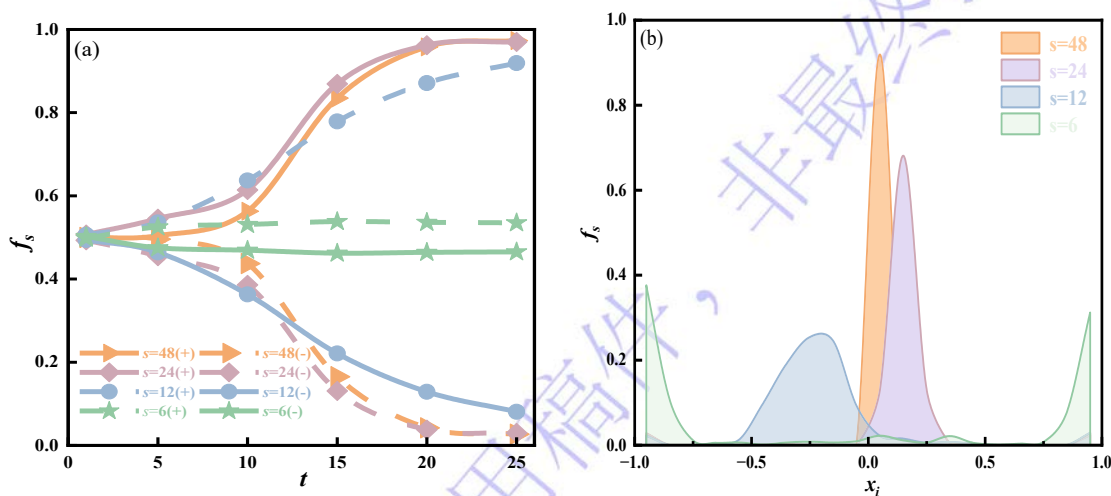


图 A2 不同超边大小(s)下节点正负状态比例演化及最终时刻意见分布 (a)中纵轴 f_s 表示正，负意见状态节点所占比例，其中实线表示正状态比例，虚线表示负状态比例；(b)中纵轴表示对应意见状态的节点比例；横轴 t 表示演化时间，不同颜色对应不同超边大小(s)

Fig A2 Evolution of the proportion of positive and negative node states and the final opinion distribution for different hyperedge sizes (s). (a) the y-axis f_s represents the proportion of nodes with positive and negative opinions, where the solid line shows the proportion of positive states and the dashed line shows the proportion of negative states; (b) the y-axis shows the proportion of nodes with the corresponding opinion state; the x-axis t represents evolution time, and different colors correspond to different hyperedge sizes (s).

进一步考察超边大小对意见演化的影响，结果如图A2所示。由于本组实验设置了正向兴趣偏好 $\alpha > 0$ ，节点意见在演化过程中整体具有向正方向偏移的趋势。图A2(a)显示，随着超边规模 s 增大，正状态节点比例逐渐升高，负状态节点比例相应降低。这一变化主要反映了正向个体偏好在大规模群体中的累积作用，而不代表节点形成了更强的正向认同。结合图A2(b)可以发现，当 $s=24$ 和 $s=48$ 时，最终意见分布主要集中在 x_i 附近的正向区域，而不是接近 x_i 。这说明在较大超边中，虽然正向兴趣偏好使多数节点的意见保持在零点右侧，但其意见幅度较小，信息尚未转化为强烈的正向态度。其原因在于，超边规模增大后，群体的共识门槛升高，使群组压力较难被充分激活，从而限制了意见进一步远离中立状态。相比之下，较小超边中更容易推动意见向正、负两端扩展。由此可见，小超边更容易放大部分意见并诱发明显极化。

参考文献

- [1] Guess A M, Malhotra N, Pan J, Barberá P, Allcott H, Brown T, Crespo-Tenorio A, Dimmery D, Freelon D, Gentzkow M, González-Bailón S, Kennedy E, Kim Y M, Lazer D, Moehler D, Nyhan B, Velasco Rivera C, Settle J, Thomas D R, Thorson E, Tromble R, Wilkins A, Wojcieszak M, Xiong B X, Kiewiet De Jonge C, Franco A, Mason W, Stroud N J, Tucker J A 2023 *Science* **381(6656)** 398
- [2] Hao J J, Dong X T, Li Y Y, Li S 2025 *Comput. Urban Sci.* **5(1)** 37
- [3] He Y J, Liu C, Zhang J Z, Li C, Jin G C, Zhan X X 2026 *Acta Phys. Sin.* **75** 100002 (in Chinese) [何禹晶，刘闯，张建章，李聪，金贵朝，詹秀秀 2026 物理

- [4] Battiston F, Cencetti G, Iacopini I, Latora V, Lucas M, Patania A, Young J G, Petri G 2020 *Phys. Rep.* **874** 1
- [5] Ferraz de Arruda G, Aleta A, Moreno Y 2024 *Nat. Rev. Phys.* **6(8)** 468
- [6] Kim J H, Goh K I 2024 *Phys. Rev. Lett.* **132(8)** 087401
- [7] Xia Y, Jiang H J, Mei X H, Li J R, Yu S Z 2024 *Chaos Soliton Fract.* **185** 115073
- [8] Gallo L, Lacasa L, Latora V, Battiston F 2024 *Nat. Commun.* **15(1)** 4754
- [9] He W K, Xiao Y P, Huang M Y, Mou X M, Wang R, Li Q 2026 *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence* Singapore, January 20-27, 2026 p381
- [10] Xiao Y P, Yang J S, Zhao W J, Li Q, Pang Y C 2024 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst* **36(4)** 6529
- [11] Badalyan A, Ruggeri N, De Bacco C 2024 *Nat. Commun.* **15(1)** 7073
- [12] Malizia F, Lamata-Otín S, Frasca M, Latora V, Gómez-Gardeñes J 2025 *Nat. Commun.* **16(1)** 555
- [13] Iacopini I, Karsai M, Barrat A 2024 *Nat. Commun.* **15(1)** 7391
- [14] He W K, Xiao Y P, Huang M Y, Mou X M, Wang R, Li Q 2025 *Proceedings of the 48th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* Padua Italy, July 13-17, 2025 p592
- [15] Xiao K, Zhang H 2025 *Chaos Soliton Fract.* **195** 116294
- [16] Shahbazi F, Kebriaci H, Yaghmaei A 2026 *IEEE Trans. Comput. Soc. Syst.* **13(2)** 2099
- [17] Xu Y, Liu S F, Cheng T C E, Feng X, Wang J, Shang X P 2025 *Eur. J. Oper. Res.* **323(3)** 938

- [18] DeGroot M H 1974 *J. Am. Stat. Assoc.* **69(345)** 118
- [19] Friedkin N E, Johnsen E C 1990 *J. Math. Sociol.* **15(3-4)** 193
- [20] Ye D S, Lin H, Jiang H, Du L, Li H, Chen Q M, Wang Y X, Yuan L 2025 *Expert Syst. Appl.* **272** 126551
- [21] Zhang L, Gao S 2025 *Chaos Soliton Fract.* **201** 117293
- [22] Duan H T, Zhao X 2015 *Ideol. Theor. Educ.* **3** 78 (in Chinese) [段洪涛, 赵欣 2015 思想理论教育 **3** 78]
- [23] Zhou J P, Li C M, Zhou Y P, Li M Y, Liang L L, Wang J A 2021 *Sci. China Inf. Sci.* **64(5)** 150105
- [24] Bernardo C, Altafini C, Proskurnikov A, Vasca F 2024 *Automatica* **159** 111302
- [25] Mei W J, Hendrickx J M, Chen G, Bullo F, Dörfler F 2024 *IEEE Trans. Autom. Control* **69(10)** 6700
- [26] Cheng C, Yu C B 2022 *Sci. China Inf. Sci.* **65(2)** 129202
- [27] Hegselmann R, Krause U 2002 *J. Artif. Soc. Soc. Simul.* **5(3)** 1
- [28] Deffuant G, Neau D, Amblard F, Weisbuch G 2000 *Adv. Complex Syst.* **3** 87
- [29] Peng Y, Zhao Y Y, Dong J L, Hu J P 2025 *Neurocomputing* **618** 129123
- [30] Berge C 1973 *Graphs and Hypergraphs* (Amsterdam: North-Holland Publishing Company) pp1-8
- [31] Berge C, Sterboul F 1977 *J. Combin. Theory Ser. B* **22(2)** 97
- [32] Wang Z P, Wang Z T 2008 *Supernetwork Theory and Its Applications* (Beijing: Science Press) p8 (in Chinese)[王志平, 王众托 2008 超网络理论及其应用 (北京: 科学出版社) 第 8 页]
- [33] Hu G, Xu L P, Xu X 2021 *Acta Phys. Sin.* **70(10)** 108901 (in Chinese) [胡钢, 许

- 丽鹏, 徐翔 2021 物理学报 **70(10)** 108901]
- [34] Yang J N, Liu J G, Guo Q 2018 *Acta Phys. Sin.* **67(4)** 048901 (in Chinese) [杨剑楠, 刘建国, 郭强 2018 物理学报 **67(4)** 048901]
- [35] Muslim R, Nqz R A, Khalif M A 2024 *Physica A* **633** 129358
- [36] Meyer P G, Metzler R 2024 *New J. Phys.* **26(2)** 023040
- [37] Zhang Q, Wang L, Wang X F 2026 *Automatica* **183** 112671
- [38] MacDonald S W S, Stigsdotter-Neely A, Derwinger A, Bäckman L 2006 *Psychol. Bull.* **135(3)** 368
- [39] Hickok A, Kureh Y, Brooks H Z, Feng M, Porter M A 2022 *SIAM J. Appl. Dyn. Syst.* **21(1)** 1
- [40] Benson A R, Abebe R, Schaub M T, Jadbabaie A, Kleinberg J 2018 *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* **115(48)** E11221
- [41] Chodrow P S, Veldt N, Benson A R 2021 *Sci. Adv.* **7(28)** eabh1303

Opinion dynamics model based on temporal higher-order networks *

CHEN Lei^{1) 2)} # XIAO Haibing^{1) 2)} # HU Feng^{1) 2)} † # ZHANG Zike^{1) 3)} † #

1) (School of Computer, Qinghai Normal University, Xining 810008, China)

2) (The State Key Laboratory of Tibetan Intelligence, Xining 810008, China)

3) (Center for Digital Communication Studies, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract

The study focuses primarily on information diffusion processes in higher-order networks. Revealing the patterns governing information diffusion in social networks serves as an important means of understanding the mechanisms underlying collective opinion formation and supporting cyberspace governance decisions. Traditional opinion dynamics models are typically based on static network topologies and pairwise interaction assumptions. However, such modeling approaches cannot simultaneously capture the dynamic evolution of users' online and offline states during

information diffusion and the synergistic effects generated by higher-order interactions, thereby introducing deviations into their descriptions of real-world diffusion processes.

To address these issues, the study first integrates a mechanism for switching between users' online and offline states and constructs a temporal social hypernetwork tailored to real-world social scenarios. On this basis, the study proposes a continuous opinion dynamics model with a three-level coupled "individual-clique-group" mechanism. The proposed model incorporates individual forgetting and interest-retention mechanisms, time-varying opinion tolerance among clique members, and group consensus thresholds and consensus-pressure mechanisms, thereby characterizing opinion evolution jointly driven by individual cognition, interactions among clique members, and group-level effects. Second, the study employs effective mean-field approximation theory to analyze the global steady-state structure and bifurcation mechanisms. The study delineates the steady-state boundaries of the model and analyzes the dynamical mechanism underlying the transition from monostability to multistability. Finally, the study performs a parameter-sensitivity analysis on synthetic hypernetworks and selects three real-world social datasets for simulation-based validation, thereby evaluating the robustness of the model and its adaptability to real-world social evolution patterns.

The study delineates the boundary conditions for the local asymptotic stability of the model's neutral monostable state through theoretical analysis and reveals the mechanism of asymmetric bifurcation and the emergence patterns of multistability under temporal higher-order interactions. In synthetic networks, simulation results show that individual opinion polarization in temporal social hypernetworks is positively correlated with the node activity ratio and opinion tolerance among clique members, but negatively correlated with the forgetting rate and consensus threshold. Moreover, compared with other opinion dynamics models, the proposed model demonstrates stronger preference responsiveness and a greater capacity to express opinion differentiation. The study selects three real-world social datasets and constructs corresponding temporal social hypernetworks based on their original social relationships. The experimental results show that the proposed model can effectively capture the multistability emerging during public-opinion evolution across multiple real-world scenarios. On this basis, empirical results suggest that hyperedge size may be associated with the emergence of multistability.

Based on the findings of the study, future work will further investigate the effects of hyperedge size on the proposed opinion dynamics model, other information diffusion paradigms, and diffusion behavior in complex groups. Future work will also

analyze the mechanisms through which different hyperedge sizes and strengths of group interactions influence diffusion processes, with the aim of developing a more comprehensive and multidimensional theoretical framework for information diffusion and regulation. In addition, subsequent studies will build on the temporal social hypernetwork opinion dynamics model developed by the study to further explore the optimal design of information-control and diffusion-control strategies under resource-constrained scenarios.

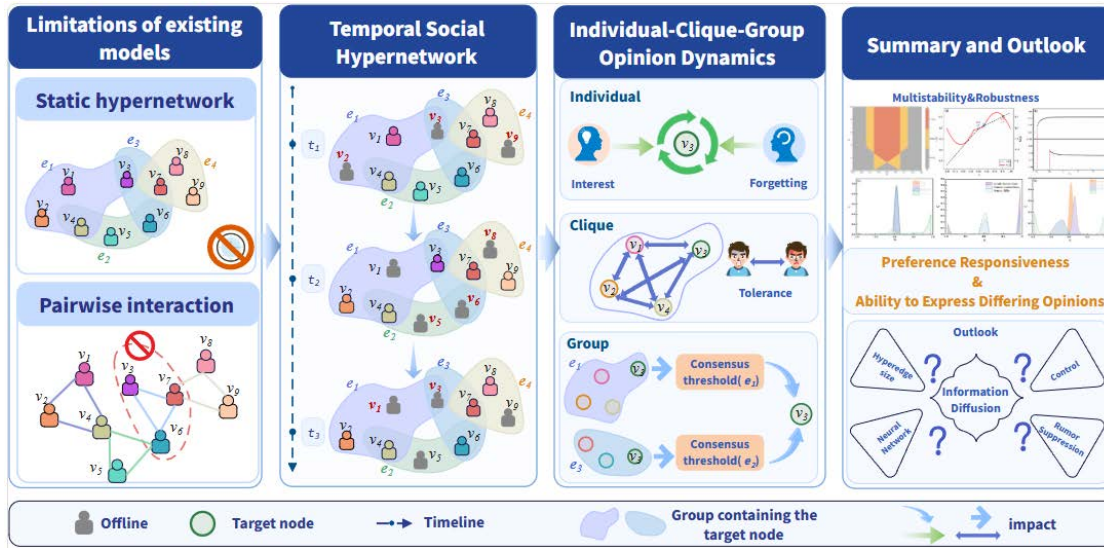


图 15 摘要图

Fig 15 graphical abstract

Keywords: Temporal Social Hypernetwork, Information Diffusion, Opinion Dynamics,

Individual-Clique-Group

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62566052, 72371224), the Research Foundation from Ministry of Education of China (Grant No. 2025ZJDZ008), the Zhejiang University–University of Sydney Strategic Cooperation Fund Grant No. (188170*194252609/004), the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry(Grant No. 127000+194442601) and the State Key Laboratory of Tibetan Intelligence (Grant No. 2025-ZJ-J08)

These authors contributed equally.

† Corresponding author.E-mail: qhhuf@163.com, zkz@zju.edu.cn

The first author.E-mail: 202533341006@stu.qhnu.edu.cn