

基于Friedkin-Johnsen (FJ)模型的社交网络舆论引导机制研究

鄢梓健, 张 广*

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年3月12日; 录用日期: 2025年4月15日; 发布日期: 2025年4月22日

摘 要

随着网络与通信技术的发展, 如何高效引导社交网络中的舆论风向成为了一个亟待解决的问题。现有对舆论的干预手段多为简单的宏观调控, 缺乏动态分析以及对个体心理等因素的考虑。对此, 本文通过运用观点动力学的方法, 探索社交网络的舆论引导机制。本文首先构建了包含亲密关系层、普通社交层和媒体信息层的三层网络模型。随后以观点动力学模型中的Friedkin-Johnsen (FJ)模型为基础模型, 融合基于TOPSIS的干预算法, 同时引入层间联动系数, 构建模拟观点传播的三层网络FJ模型。然后利用上述模型进行算例仿真, 通过对仿真结果进行分析以探究社交网络中的舆论传播机制及干预策略。最后, 根据结果总结舆论传播规律, 提炼服务于社交网络的舆论引导策略。

关键词

舆论引导, 网络模型, FJ模型, TOPSIS

The Research of Opinion Leading Mechanisms in Social Networks Based on the Fredkin-Johnsen (FJ) Model

Zijian Yan, Guang Zhang*

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 12th, 2025; accepted: Apr. 15th, 2025; published: Apr. 22nd, 2025

Abstract

With the development of network and communication technology, how to efficiently guide public

*通讯作者。

文章引用: 鄢梓健, 张广. 基于 Friedkin-Johnsen (FJ)模型的社交网络舆论引导机制研究[J]. 运筹与模糊学, 2025, 15(2): 780-791. DOI: 10.12677/orf.2025.152125

opinion in social networks has become an urgent problem. Existing interventions on public opinion are mostly simple macro-control, which lacks dynamic analysis and consideration of individual psychology and other factors. In this paper, we explore the public opinion guidance mechanism of social networks by applying opinion dynamics. In this paper, we first constructed a three-layer network model including an intimate relationship layer, an ordinary social layer, and a media information layer. Subsequently, the Friedkin-Johnsen (FJ) model in the opinion dynamics model is used as the base model, and the TOPSIS-based intervention algorithm is integrated. At the same time, the inter-layer linkage coefficient is introduced to construct the FJ model of the three-layer network that simulates viewpoint propagation. Then, the above model is used to carry out an example simulation, and the simulation results are analyzed to explore the mechanism of opinion dissemination and intervention strategies in social networks. Finally, based on the results, we summarize the laws of opinion dissemination and refine the opinion guidance strategy for social networks.

Keywords

Public Opinion Guidance, Network Model, FJ Model, TOPSIS

Copyright © 2025 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

现实中每个个体都处在复杂的社交网络中。受到决策方式、外界条件等因素影响, 个体的观点不断演化、分散、聚合[1]。进而, 个体的观点在局部交互作用下会在宏观层面涌现出复杂的社会现象[2]。这种社交网络中的观点演化机制在当今是一个十分值得研究的问题。观点动力学(opinion dynamics)正是研究社会系统中个体决策与外界公共信息的影响下, 某些特定事件或事物所持的不同观点所形成和演化的问题[3]。数十年来, 观点动力学在社会学、心理学、政治科学、经济学、物理学、系统科学等不同学科中得到了广泛的关注[4], 其被广泛应用于网络舆情传播演化分析[5][6]、社交网络分析[7]、经济、政策制定等各个领域。例如, 熊熙等[8]基于在线社交网络的观点传播模型, 研究社交网络中舆论观点扩散的形式与特征; 刘琪等[9]从观点动力学视角下基于意见领袖研究网络舆情, 揭示了网络舆情在发展过程中出现反转现象的机理。在研究群体决策方面, 利用观点动力学作为工具来研究群体决策是一个新的视角, 而近几年来, 应用观点动力学来解释群体决策的社会现象也已经取得了初步的成果[10]。除此以外, 观点动力学在金融业与商业领域也得到了应用[11]。

目前, 相关领域对观点动力学的研究主要依靠建立数学模型进行。经典的模型有 DeGroot 模型、Sajad 模型、fried kin-Johnsen (FJ)模型、有界置信度模型等。本文选择 FJ 模型作为基础模型。FJ 模型是观点动力学研究领域中的一个重要模型, 由 N. E. Friedkin 和 E. C. Johnsen 于 1990 年提出[12]。FJ 模型是观点动力学中的微观模型, 从社会个体的角度直接描述个体观点如何演化[13], 可用于解释社交网络中的个体如何通过相互影响来形成和改变观点。

同样地, 社交网络可以视作一个复杂网络。复杂网络是网络科学中的一个重要研究领域, 其研究对象涉及自然界和社会系统中的各种网络结构, 如社交网络、生物网络、互联网等。图论与社会网络分析提供的网络静态几何量及其分析方法是复杂网络研究的基础, 并得到了充分的发展[14]。早期的研究主要集中在随机网络模型, 随着对现实网络的了解不断, 研究者们发现复杂网络往往具有特殊的统计特征, 其中最重要的是小世界现象(small world phenomenon) [15]和无标度特性(scale-free property) [16]。近年来,

随着大数据技术的发展, 网络分析方法日趋多样化, 研究热点逐渐向网络的多层次性和多维性转移。多层网络模型和动态网络模型等新兴理论, 正逐步揭示复杂系统中各层间的交互作用及其对系统整体行为的影响。复杂网络的研究将在理论、方法和应用等方面持续深入, 为复杂的现实问题提供解决思路, 如全球疫情传播[17]、气候变化[18]、社会网络影响等。

综合上述理论, 我们决定运用观点动力学与数学建模的方法, 分析社交网络中的观点演化和舆论传播机制。我们将社交网络视作一种包含三个层次的网络结构, 由此建立一个三层置信网络模型以反映不同层次、不同个体之间的观点传播与信息互动。然后将观点动力学模型中的 FJ 模型作为基础模型, 结合基于 TOSI'S 的算法设计一个用于仿真的数学模型, 最后利用该数学模型进行算例仿真。通过这一系列研究步骤, 我们希望能够揭示社交网络中的舆论传播机制, 为舆论引导提供理论依据。

2. 基本模型

2.1. 复杂网络模型

社交网络可视为一个有向加权图 $G=(V,E,W)$, 其中节点集合 $V=\{v_1,v_2,\dots,v_n\}$ 表示社交网络中的个体(如学生, 媒体平台等), n 为节点总数; 边集合 E 表示个体间的观点交互关系。若存在边 $(v_i,v_j)\in E$, 则个体 i 的观点传播可直接影响个体 j ; 权矩阵 $W=[w_{ij}]_{n\times n}$ 量化节点间的影响程度, $w_{ij}\in[0,1]$ 表示个体 i 对个体 j 的信任(或者描述为个体 j 对个体 i 的影响程度), $w_{ij}=0$ 表示个体 i 对个体 j 完全不信任, $w_{ij}=1$ 表示个体 i 完全信任个体 j 。

2.2. TOPSIS

TOPSIS 评价法是有限方案多目标决策分析中常用的一种科学方法[19], 其基本原理如下[19]:

在归一化原始决策矩阵后, 首先找出有限方案中的最优方案和最劣方案, 分别用最优向量和最劣向量表示。接着, 计算评价对象与最优方案和最劣方案之间的距离, 从而获得评价对象与最优方案的相对接近程度。这一接近度作为评价优劣的依据, 其基本模型如下:

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (1)$$

其中, D_i^+ 为评价方案到最优方案的距离, D_i^- 为评价方案到最劣方案的距离。当 C_i 接近 1 时, 表示该评价方案越接近于最优方案, 说明其表现越优秀。通过该方法, 决策者能够有效地对多个方案进行排序与选择。

在对复杂网络使用 TOPSIS 评价时, 可以将每一个节点看作一个方案, 将评价节点重要性的多个评价指标分别看作各方案的属性, 则节点的重要性评价就转化为一个多属性决策问题[20]。在本文的研究中, 采用 TOPSIS 评价法能够有效筛选出对总体舆论有显著影响力的个体。

3. 问题描述与模型构建

3.1. 问题描述

社交网络中的舆论传播机制存在复杂性与动态性, 对其建立合适的数学模型进行研究的核心理问题可以归纳为四个方面: 层内部观点传播机制、层级之间的交互影响、关键个体的识别与干预策略以及模型与实际场景的适配性。现实中的社会个体往往处在多层次的社交结构中(例如从家庭到职场, 再到网络社交平台等), 因此需要构建合理的多层次网络模型以正确刻画层级内部与层级之间的社交关系。同时为了实现模型对整体舆论的正向调控, 需要设计融合能够有效干预网络中舆论传播的算法。此外, 基础的 FJ

模型虽能描述个体的观点演化, 但在多层网络中的应用仍存在局限性, 因此也需要将基础 FJ 模型与多层网络模型相结合, 确保模型的适配性。

针对上述问题, 本文提出以下解决思路: 构建一个三层置信网络模型, 通过定义层内节点连接矩阵、权重矩阵与层间联动系数矩阵, 量化层级内部的个体关系与不同层级间的交互影响; 融合 FJ 模型与基于 TOPSIS 的干预算法, 结合节点的多个特征指标, 筛选关键节点并进行针对性地干预, 从而达到对整体舆论的有效调控。

3.2. 三层网络 FJ 模型

3.2.1. 三层置信网络模型

我们首先基于研究场景构建了一个三层置信网络模型, 设定其第一层为亲密关系层, 第二层为普通社交层, 第三层为媒体信息层。在该网络模型中, 节点代表不同的个体, 而每条有向边则被赋予一个范围为 0 到 1 权重表示节点间的影响程度。随着网络层级的扩展, 节点数量将逐步增加, 即社交网络中个体数量增加。

通过上述思路得到的层次结构如图 1 所示。

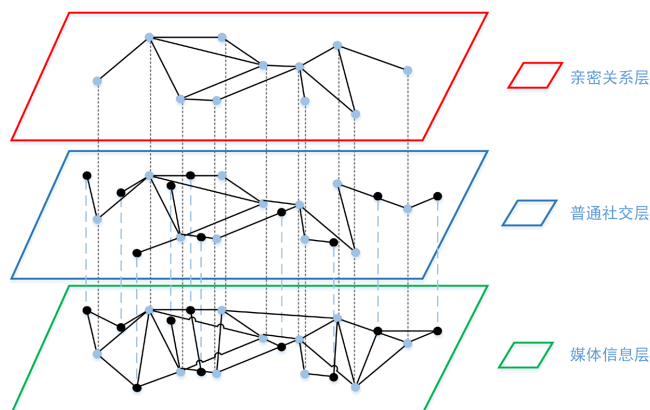


Figure 1. Schematic diagram of the three-layer network structure
图 1. 三层网络示意图

以此为基础构建三层置信网络模型:

考虑一个三层网络结构 G^{3L} , 可得:

$$G^{3L} = \{V_1, E_1, W_1; V_2, E_2, W_2; V_3, E_3, W_3\}$$

其中, V_l 为层内节点集合, 节点个数; E_l 为层内边集合, 表现节点间的连接关系。 W_l 为权重集合, 反映层内的节点交互权重。设定三层网络的节点数量分别为 n_1, n_2, n_3 ($n_1 < n_2 < n_3$), 然后确定节点间的连接关系。由于节点之间的连接关系随机性较大, 不妨设第一层网络中的节点连接到其他节点数量为 1 到 10 之间的随机整数, 第二层与第三层网络的新节点连接到其他节点数量为 1 到 5 之间的随机整数。

接着, 定义层与层之间的联动系数以量化层级间的交互影响, 这些系数构成了模型中的联动强度矩阵。假设层 l 对层 h 的联动系数为 β_{lh} , 得到联动系数矩阵:

$$B = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} \end{bmatrix}$$

层级间的动态交互可以通过以下规则实现:

- 1) 层内观点更新: 每层节点依据 **FJ** 模型进行观点演化;
- 2) 层间联动: 每次循环结束后, 层 l 的全局观点将按系数 β_{lh} 叠加至层 h 的全局观点, 形成多层联动的观点动力学方程。

3.2.2. 构建三层 **FJ** 模型

考虑在三层网络结构 G^{3L} 中由 n 个个体构成的社交网络, 个体集合记为 $\Omega = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。不同层级的社交属性使 Ω 中的个体在不同的层级扮演不同的社交角色, 其中 $V_1 \cap V_2 \neq \emptyset, V_1 \cap V_3 \neq \emptyset, V_2 \cap V_3 \neq \emptyset$, 且 $V_1 \cup V_2 \cup V_3 = \Omega$ 。每个个体 $i \in \Omega$ 在时刻 t 的观点由连续变量 $x_i(t) \in [-1, 1]$ 表示。FJ 模型通过以下方程描述个体观点的动态更新过程:

$$x_i^{(l)}(t+1) = (1-\lambda) \sum_{j=1}^{n_l} a_{ij}^{(l)} x_j^{(l)}(t) + \lambda x_i^{(l)}(0), \quad l=1,2,3 \quad (2)$$

其中, $x_i^{(l)}(t)$ 表示层 l 的个体 i 在 t 时刻的意见值, 衡量其当前时刻的观点; $a_{ij}^{(l)}$ 表示层 l 中个体 i 对个体 j 信任程度; λ 为个体的固执系数, 表示个体受到其他个体观点影响的易感程度。当 $\lambda=1$ 时, 个体完全坚持初始观点 $x_i^{(l)}(0)$, 不受到影响; 当 $\lambda=0$ 时, 个体遵循 DeGroot 模型, 仅通过社交网络更新观点; $x_i^{(l)}(0)$ 表示个体 i 的初始观点。

为了简化计算与分析, FJ 模型可表示为矩阵形式:

$$X^{(l)}(t+1) = (I - \Lambda) A^{(l)} X^{(l)}(t) + \Lambda X^{(l)}(0), \quad l=1,2,3 \quad (3)$$

其中, $X^{(l)} = [x_1^{(l)}(t), x_2^{(l)}(t), \dots, x_{n_l}^{(l)}(t)]^T$ 是一个列向量, 表示层 l 中所有个体在 t 时刻的观点; Λ 为固执系数 λ 组成的对角矩阵; $A = [a_{ij}^{(l)}]$ 是一个行矩阵, 表示个体之间的权重矩阵; I 为 $n_l \times n_l$ 的单位矩阵; $X^{(l)}(0)$ 是一个列向量, 表示层 l 所有个体的初始观点。在 FJ 模型中, 当网络为强连通图且至少存在一个个体 i 满足 $\lambda < 1$ 时, 全局观点最终会收敛至稳态观点 $X^{(l)*}$, 即在观点演化过程中, 个体的观点会逐渐稳定。当 $t \rightarrow +\infty$, 令 $X^{(l)*} = X^{(l)}(t+1) = X^{(l)}(t)$, 可得

$$X^{(l)*} = [I - A^{(l)}(I - \Lambda)]^{-1} \Lambda X^{(l)}(0), \quad l=1,2,3 \quad (4)$$

其中 $X^{(l)*} = [x_1^{(l)*}, x_2^{(l)*}, \dots, x_{n_l}^{(l)*}]^T$ 是一个列向量, 表示所有个体的最终观点。

此处构建的 FJ 模型基于已构建完成的三层置信网络模型, 并且引入层间联动系数。模型在进行层内观点更新时, 节点按照 FJ 模型进行观点演化。层级间的动态交互将通过以下规则实现:

设定层 l 全局观点:

$$\mathbf{GO}_l = \frac{1}{n_l} \sum_{i=1}^{n_l} x_i^{(l)*} \quad (5)$$

则 $\mathbf{GO}_l^* = [\mathbf{GO}_1, \mathbf{GO}_2, \mathbf{GO}_3]$ 。在层内观点到达收敛时, 层 l 的全局观点 \mathbf{GO}_l 将按系数 β_{lh} 叠加至层 h 的全局观点中, 于是得到:

$$\mathbf{GO}_l^*(m) \times B = \mathbf{FGO}_l^*(m), \quad l=1,2,3 \quad (6)$$

其中 m 表示 FJ 模型计算的循环次数, $\mathbf{FGO}_l^*(m)$ 表示层 l 经过 m 次 FJ 模型计算结束后, 三层网络的全局观点互相叠加后得到的最终观点。

3.3. 基于 TOPSIS 的传播模式

模型除了研究观点传播机制以外, 还应具备研究舆论引导机制的功能。于是我们在 **FJ** 模型中引入基于 TOPSIS 的筛选算法, 这一方法能够有效干预网络中对整体观点具有显著消极影响的节点, 实现对全局观点的有效提升。

首先构建决策矩阵。决策矩阵由以下三个核心指标构成:

1) 节点度数(效益型指标):

定义为 D_i , 表示节点连接边数之和, 反映其网络影响力:

$$D_i = \sum_{j=1}^n e_{ij}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (7)$$

其中 e_{ij} 节点 i 连接其他节点的边数, n 为该层节点个数。

2) 目标偏离度(成本型指标):

定义为 ΔT_i , 衡量节点当前意见值与全局观点目标值的差距:

$$\Delta T_i = x_i - T_{target} \quad (8)$$

其中 x_i 为节点意见值, T_{target} 为全局观点目标值。

3) 层内均衡度(成本型指标):

定义为 ΔM_i , 评估节点观点与层内平均观点的偏离程度, 以促进观点均衡:

$$\Delta M_i = x_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \quad (9)$$

其中 x_j 为该层节点意见值, n 为该层节点个数。

由此构建决策矩阵 $D \in R^{n \times 3}$:

$$D = \begin{bmatrix} D_1 & \Delta T_1 & \Delta M_1 \\ D_2 & \Delta T_2 & \Delta M_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ D_n & \Delta T_n & \Delta M_n \end{bmatrix}$$

采用归一化对决策矩阵进行标准化处理, 消除量纲差异:

$$r_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n d_{kj}^2}}, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, j \in \{1, 2, 3\} \quad (10)$$

其中 d_{ij} 表示 D 中的原始指标值, r_{ij} 为标准化后的结果。

赋予各指标权重反映其重要性:

$$W = [\omega_1, \omega_2, \omega_3]$$

定义加权标准化矩阵 V , 那么:

$$V = R \times \text{diag}(W) = \begin{bmatrix} \omega_1 r_{11} & \omega_2 r_{12} & \omega_3 r_{13} \\ \omega_1 r_{21} & \omega_2 r_{22} & \omega_3 r_{23} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \omega_1 r_{n1} & \omega_2 r_{n2} & \omega_3 r_{n3} \end{bmatrix} \quad (11)$$

定义正理想解 **PIS** 与负理想解 **NIS** 分别为:

$$\mathbf{PIS} = \left(\max_i v_{i1}, \max_i v_{i2}, \max_i v_{i3} \right) \quad (12)$$

$$\mathbf{NIS} = \left(\min_i v_{i1}, \min_i v_{i2}, \min_i v_{i3} \right) \quad (13)$$

得到各节点与正理想解和负理想解的距离:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (v_{ij} - \mathbf{PIS}_j)^2} \quad (14)$$

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^3 (v_{ij} - \mathbf{NIS}_j)^2} \quad (15)$$

利用公式(1): $C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}$ 即可得出节点接近度评分。

然后对节点进行动态筛选和干预。首先根据当前层的全局观点到目标意见的差距 $\delta = T_{target} - \bar{x}$, 确定干预比例:

$$\rho = 0.1 + 0.2 \times \frac{\delta}{T_{target}} \quad (16)$$

确定筛选节点数 $k = \rho n$ 。然后按照降序对节点进行排列, 选取得分靠前的 k 个节点实施干预, 令其意见值等于 1:

$$x_i^{new} = 1, \forall i \in Top_k(\{C_i\}) \quad (17)$$

以此实现对层内节点的筛选和干预, 从而达到提升全局观点的目的。

3.4. 舆论引导算法框架

基于上述思路构建的数学模型, 其算法框架如表 1 所示。

Table 1. Three-layer network opinion evolution and intervention algorithm

表 1. 三层网络观点演化与干预算法

Algorithm 1: 三层网络观点演化与干预算法	
输入:	$N_1, N_2, N_3 \in N^+$: 各层节点数 $\lambda \in (0, 1)$: 固执系数 $B \in [0, 1]^{3 \times 3}$: 层间联动系数矩阵 $T_{global} \in [0, 1]$: 全局目标阈值 $k_{max} = 500$: 最大迭代次数
输出:	$\{\mathbf{FGO}_l\}^T, l=1, 2, 3$: 全局观点序列 C_l : 干预次数计数
1: begin	
2: 三层网络初始化:	
3: for $l \in \{1, 2, 3\}$ do	
4: 生成连接矩阵: $E_l \leftarrow \text{stn}(n_l)$;	
5: 生成信任权重: $A_l = [a_{ij}^{(l)}]_{n_l \times n_l}, a_{ij}^{(l)} \in [0, 1]$;	

续表

```

6:   初始化意见值:  $X_l(0) = [x_l^{(l)}(0)], x_l^{(l)}(0) \in [-1, 1];$ 
7:   end for
8:   意见演化循环主循环:
9:    $k \leftarrow 0, \quad \mathbf{FGO}_l(0) \leftarrow 0;$ 
10:  while  $k < k_{\max} \wedge \mathbf{FGO}_l < T_{\text{global}}$  do
11:    层内 FJ 模型意见传播:
12:    for  $l \in \{1, 2, 3\}$  do
13:       $(X_l(k+1), O_l) \leftarrow \text{FJM}(A_l, X_l(k), \lambda, k_{\max});$ 
14:      计算层内均值  $\mathbf{GO}_l(k) = \frac{1}{n_l} \sum_{i=1}^{n_l} [O_l]_{i,k};$ 
15:    end for
16:    层间联动计算:
17:     $[\mathbf{FGO}_1(k), \mathbf{FGO}_2(k), \mathbf{FGO}_3(k)] \leftarrow [\mathbf{GO}_1(k), \mathbf{GO}_2(k), \mathbf{GO}_3(k)] \times B;$ 
18:    层动态目标调整:
19:    for  $l \in \{1, 2, 3\}$  do
20:       $T_l(k) \leftarrow T_{\text{global}} - 0.1 \times \max(0, T_{\text{global}} - \mathbf{FGO}_l(k));$ 
21:    end for
22:    TOPSIS 节点干预:
23:    for  $l \in \{1, 2, 3\}$  do
24:       $\delta_l \leftarrow T_{\text{global}} - \mathbf{FGO}_l(k);$ 
25:       $S_l \leftarrow \text{TOPSIS}(\deg(A_l), X_l(k), A_l, \delta_l, T_l(k));$ 
26:       $x_{S_l}^{(l)}(k+1) \leftarrow 1;$ 
27:       $C_l \leftarrow C_l + 1;$ 
28:    end for
29:     $k \leftarrow k + 1;$ 
30:  end while
31:  结果输出:
32:  绘制  $\mathbf{FGO}_l$  演化曲线并标注干预时刻;
33: end

```

该算法的计算过程简述如下:

Step 1: 建立三层置信网络模型, 并初始化节点属性(初始意见值、边、边权重)。

Step 2: 运用三层 FJ 模型计算得到稳定后的结果。

Step 3: 判断三层网络的最终全局观点是否均达到设定目标值, 若满足则转 Step 5; 否则, 转 Step 4。

Step 4: 对结果使用 TOPSIS 筛选观点消极观点节点, 改变其意见值, 返回 Step 2。

Step 5: 绘制全局观点演化曲线图。

通过此算法可以有效对三层网络中的观点传播和演化机制进行模拟, 为后续的算例仿真、模型优化以及进一步研究奠定了基础。

4. 算例仿真

4.1. 三层网络 FJ 模型的传播仿真

基于上述模型, 本文采用表 2 所列参数进行算例仿真。

Table 2. Preset parameters for simulation case studies
表 2. 仿真算例预设参数

参数名称	参数值
第一层节点数 n_1	500
第二层节点数 n_2	750
第三层节点数 n_3	1000
节点固执系数 λ	0.6
层间联动系数矩阵 B	$\begin{bmatrix} 0.7 & 0.1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.7 & 0.1 \\ 0.2 & 0.1 & 0.7 \end{bmatrix}$
目标全局观点 T_{target}	0.5

为了直观展示网络结构，图 2 呈现了简化后的三维置信网络示例($n_1 = 50$, $n_2 = 75$, $n_3 = 100$)。其中边的颜色反映了节点间的信任程度。

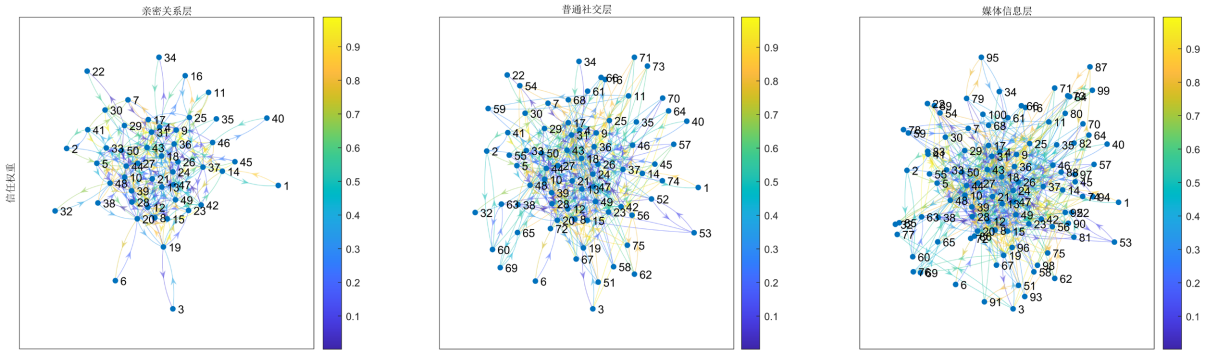


Figure 2. Example of the three-layer network ($n_1 = 50$, $n_2 = 75$, $n_3 = 100$)

图 2. 三层网络示例($n_1 = 50$, $n_2 = 75$, $n_3 = 100$)

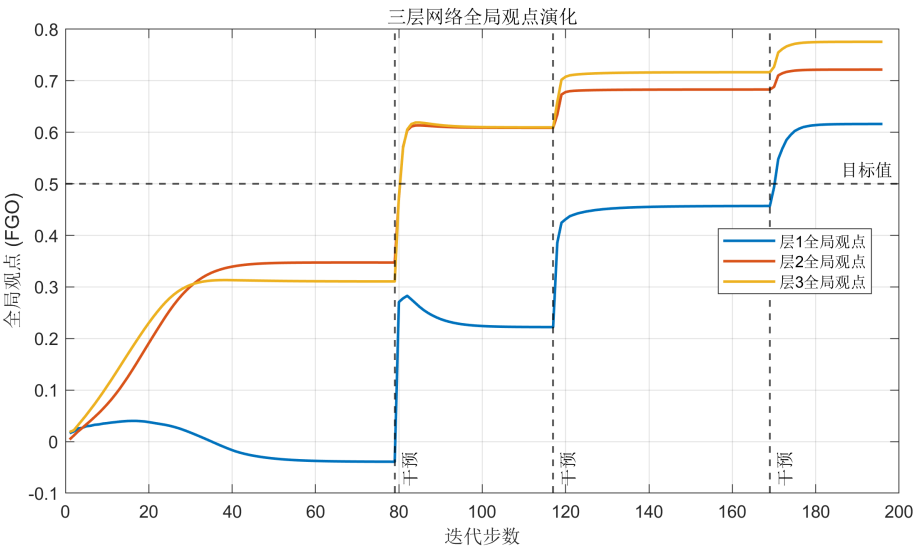


Figure 3. Global opinion evolution curves in the three-layer network

图 3. 三层网络全局观点演化曲线

将表 2 参数输入模型进行单次仿真, 得到全局观点演化曲线如图 3 所示。

通过图 3 可以发现, 仿真初期, 各层观点变化明显且存在显著差异。随着迭代次数增加, 三层网络的全局观点逐渐收敛, 但未达到目标值, 此时基于 TOPSIS 的干预算法会对节点进行干预, 并进入下一轮迭代。在进行 4 次迭代后, 三层网络的全局观点均达到目标值。这一结果表明模型可以有效模拟三层网络中的观点传播和层间联动机制, 并且证明了干预算法的有效性。

为进一步探究 FJ 模型中固执系数 λ 对观点传播的影响, 我们设定其动态范围为 0.5 到 0.9 (步长 0.1), 每组参数分别进行 300 次仿真, 统计每一层的平均全局观点 (AFGO_l) 与平均干预次数的关系, 进而得到不同固执系数对平均全局观点的影响以及干预成本分析。计算结果如图 4 所示。

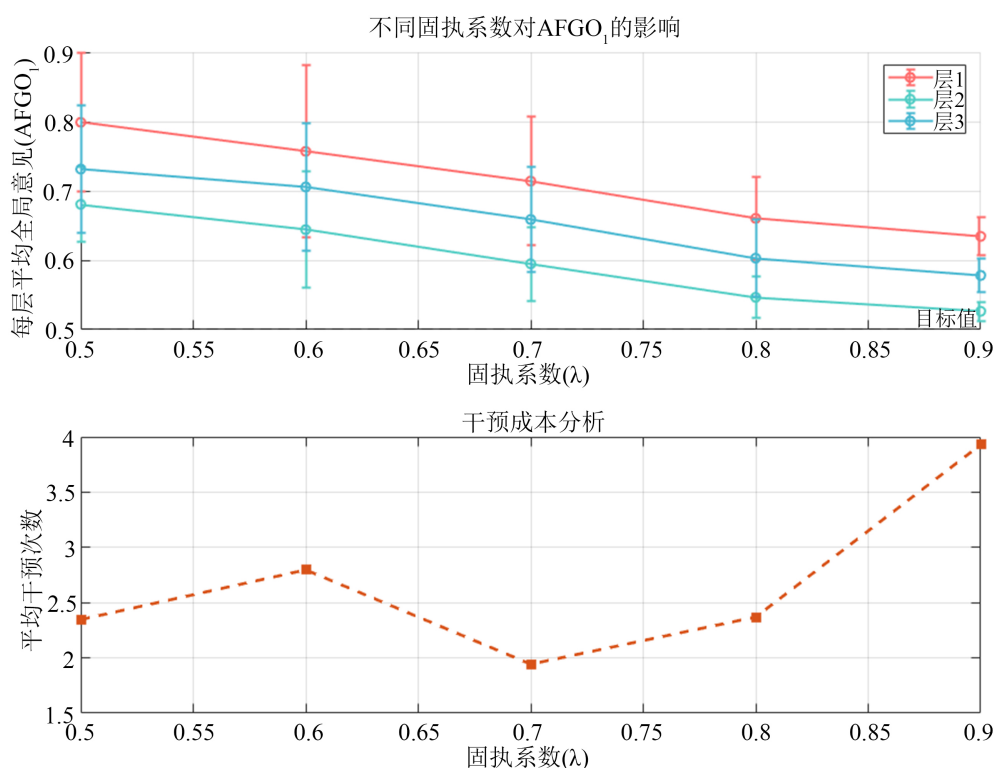


Figure 4. AFGO and intervention costs

图 4. AFGO 与干预成本

图 4 展示了不同固执系数下平均全局观点与干预成本之间的关系。结果显示: 随着 λ 增大, AFGO_l 呈下降趋势, 表明随着个体的固执程度加深, 模型对全局观点的提升效果逐渐减弱; 当 $\lambda = 0.7$ 时, 平均干预次数最少, 平均干预成本最低; 综合来看, 当 λ 增大至 0.9 时, 舆论引导难度极大, 需要通过更加高频的节点干预实现目标。

进一步地, 为探究目标观点值 T_{target} 与 λ 对观点传播的联合影响, 我们设定 T_{target} 的动态范围为 0.3 到 0.7 (步长 0.01); λ 动态范围为 0.5 到 0.9 (步长 0.01); $\text{AFGO} = \frac{1}{3} \sum_{l=1}^3 \text{AFGO}_l$, 每组参数进行 300 次重复计算, 通过热力图分析两个变量对 AFGO 、平均干预次数的作用。计算结果如图 5 所示。

从热力图(图 5)的颜色变化来看, AFGO 随着 λ 的降低和 T_{target} 的增大而逐渐升高, 这种趋势表明, 在个体固执程度较低时, 全局观点容易被引导至更加积极的一方; 当 λ 大致处于 0.7 到 0.8 区间内, 且 T_{target} 大致处于 0.3 到 0.35 区间内时, 平均干预次数最少, 表明可通过较低的干预成本实现目标; 当 λ 大

于 0.75 且 T_{target} 大于 0.5 时, 平均干预次数明显会随着两个变量的增大而增大, 这表明当目标全局观点和个体固执程度到达某一阈值时, 舆论引导的难度将显著提高。

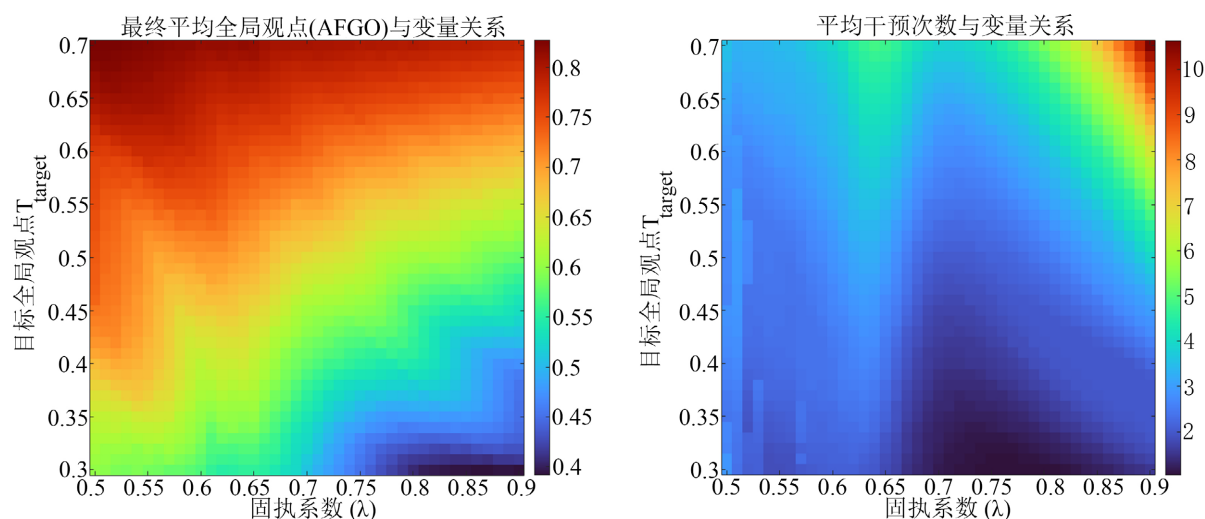


Figure 5. Heatmap of computational results under dynamic variables

图 5. 动态变量下的计算结果热力图

4.2. 结果分析与对策建议

4.2.1. 结果分析

仿真结果表明, 社交网络中的舆论引导受到层级观点演化差异、个体固执性、干预目标及策略的显著影响。从网络整体看, 不同网络层因节点的连接关系、交互权重以及社交属性的差异性, 展现出了不同的演化路径。具体表现为: 不同层级的全局观点演化方向、波动性以及最终的全局观点均有所区别。其次, 目标全局观点 T_{target} 以及固执系数 λ 对观点演化的共同影响进一步揭示了舆论引导的复杂性和规律性。如热力图(图 5)分析表明, 当 $T_{target} \in [0.5, 0.55]$ 且 $\lambda \in [0.65, 0.7]$ 时, 模型对舆论的调控较为高效 ($AFGO \in [0.6, 0.75]$, 平均干预次数 < 4 次); 而当 $T_{target} \in [0.65, 0.7]$ 且 $\lambda \in [0.85, 0.9]$ 时, 模型会陷入“高成本-低效率”状态 ($AFGO > 0.7$, 但平均干预次数 > 6 次)。分析这一现象源于舆论引导目标和个体固执程度的双重影响: 高目标要求使尽可能多地节点被干预, 而高固执性削弱了干预措施的有效性, 形成正反馈阻力。

4.2.2. 对策建议

基于上述结果分析, 我们对社交网络中的舆论引导提出以下对策建议: 一是建立动态舆论监测机制, 实时识别网络中具有高度中心性及显著偏离引导目标的节点, 优先干预其观点以优化资源分配; 二是优化信息推送机制以减少极端消极信息传播, 主要方法为切断意见极端消极的节点在媒体信息层的观点传播渠道; 三是培育正向意见领袖, 其主要作用是在不同的信息层(主要是在媒体信息层)进行大量正向观点传播, 达到正面影响舆论走向的目的; 四是协同政策制定, 将模型预测结果整合至不同的网络平台、信息渠道等, 联合政府、企业及社交平台构建正向舆论生态, 促进舆论正向化的同时也可以一定程度降低个体固执性对舆论引导的抑制作用。通过这些对策, 可以有效使舆论向积极的方向转变, 净化舆论环境。

此外, 进行对策实施前还应基于实际情况进行可行性分析, 探讨执行成本和潜在的伦理问题, 提高对策的实用性和可操作性。

5. 结论

本文利用观点动力学的相关理论和数学建模的方法, 对社交网络中的舆论传播模式与舆论引导机制进行了研究, 认为通过适当的舆论引导策略可以有效使舆论正向化发展。本文首先构建了一个三层置信网络模型, 然后融合 FJ 模型、基于 TOPSIS 的干预算法与层间联动系数构建三层网络 FJ 模型。最后利用模型进行了算例仿真, 并对仿真结果进行了分析。经过分析发现, 个体的固执程度以及干预策略对观点的演化具有显著影响。对此本文提出了四项舆论调控的对策建议: 建立动态舆论监测机制、优化信息推送机制、培育正向意见领袖以及协同政策制定。在对策实施前还应进行可行性分析, 提高对策的实用性和可操作性。

本文的研究内容为理解社交网络中的观点演化和舆论引导机制提供了具有参考意义的方法, 为社交平台、政府实现对舆论的高效引导提供了科学的依据。除此以外, 本文构建的模型和方法也具有一定的普适性, 可以应用于其他领域的相关研究。在未来的研究中, 还可以考虑更加多因素化、精细化和动态化的研究方法。例如引入经济环境、家庭背景等多方面的影响因素, 采用更为客观的边权重确定方法, 进一步细化节点的评估指标; 对表现出不同特征的节点采取针对性的干预措施; 引入动态网络模型以模拟网络结构和层间关系的动态变化等。

参考文献

- [1] 刘举胜, 何建佳, 韩景倬, 等. 观点动力学研究现状及进展述评[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2021, 18(2): 9-20.
- [2] 王龙, 田野, 杜金铭. 社会网络上的观念动力学[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(1): 3-23.
- [3] 马振, 贾保先. 基于观点动力学的社交网络观点共识达成研究[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2023, 30(2): 56-67.
- [4] 王龙, 伏锋, 陈小杰, 等. 复杂网络上的群体决策[J]. 智能系统学报, 2008, 3(2): 95-108.
- [5] Castellano, C. (2012) Social Influence and the Dynamics of Opinions: The Approach of Statistical Physics. *Managerial and Decision Economics*, **33**, 311-321. <https://doi.org/10.1002/mde.2555>
- [6] Pacheco, A.T. and Evans, T.S. (2013) Social Dynamics Models on Complex Networks. Springer-Verlag.
- [7] Acemoglu, D. and Ozdaglar, A. (2010) Opinion Dynamics and Learning in Social Networks. *Dynamic Games and Applications*, **1**, 3-49. <https://doi.org/10.1007/s13235-010-0004-1>
- [8] 熊熙, 胡勇. 基于社交网络的观点传播动力学研究[J]. 物理学报, 2012, 61(15): 104-110.
- [9] 刘琪, 肖人彬. 观点动力学视角下基于意见领袖的网络舆情反转研究[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2019, 16(1): 1-13.
- [10] 杨雷, 赵九茹. 决策偏好不确定条件下群体决策收敛一致性研究[J]. 运筹与管理, 2017, 26(1): 96-102.
- [11] Zha, Q., Kou, G., Zhang, H., Liang, H., Chen, X., Li, C., et al. (2020) Opinion Dynamics in Finance and Business: A Literature Review and Research Opportunities. *Financial Innovation*, **6**, Article No. 44. <https://doi.org/10.1186/s40854-020-00211-3>
- [12] Friedkin, N.E. and Johnsen, E.C. (1990) Social Influence and Opinions. *The Journal of Mathematical Sociology*, **15**, 193-206. <https://doi.org/10.1080/0022250x.1990.9990069>
- [13] 周葆华. 网络舆论过程与动态演化: 基于计算传播研究的分析[J]. 西北师大学报(社会科学版), 2019, 56(1): 37-46.
- [14] 吴金闪, 狄增如. 从统计物理学看复杂网络研究[J]. 物理学进展, 2004, 24(1): 18-46.
- [15] Watts, D.J. and Strogatz, S.H. (1998) Collective Dynamics of 'Small-World' Networks. *Nature*, **393**, 440-442. <https://doi.org/10.1038/30918>
- [16] 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>
- [17] 范如国, 王奕博, 罗明, 等. 基于 SEIR 的新冠肺炎传播模型及拐点预测分析[J]. 电子科技大学学报, 2020, 49(3): 369-374.
- [18] 周磊, 龚志强, 支蓉, 等. 基于复杂网络研究中国温度变化的区域特征[J]. 物理学报, 2009, 58(10): 7351-7358.
- [19] 虞晓芬, 傅玳. 多指标综合评价方法综述[J]. 统计与决策, 2004(11): 119-121.
- [20] 于会, 刘尊, 李勇军. 基于多属性决策的复杂网络节点重要性综合评价方法[J]. 物理学报, 2013, 62(2): 54-62.