基于改进扩展 HK 模型的局域和非局域空间社会群体观点演化研究

张江艳1,赵建辉2

- 1. 重庆工商大学长江上游经济研究中心, 重庆 400067
- 2. 重庆市公安局, 重庆 401147

要:目的 探究空间因素对群体观点演化的影响,进一步认识空间因素在社会观点演化过程中所起到的关键作 用。方法 有界影响 Hegselmann-Krause(HK)模型中的信任矩阵区分为局域信任矩阵和非局域信任矩阵两种,把个 体观点放置到具有物理空间属性的正方格子上,从而构建出具有空间因素的有界影响 HK 模型。在数值模拟过程 中,通过选取随机排序或顺序排序不同的初始观点,以及不同影响权重下的信任矩阵,发现具有空间因素的有界影 响 HK 模型可以模拟信息闭塞的社会和网络信息社会中群体观点的演化过程。结果 数值模拟显示:在只有局域信 任矩阵作用下且初始观点为顺序排序时,个体观点首先在局域形成了局域共识后再达成全局性的共识,模拟了在 信息闭塞环境下群体观点演化情况;当初始观点为随机排序时,个体观点在局域未形成局域共识而是直接演化为 了全局共识,模拟了信息社会中群体观点的演化过程。结论 研究表明:在局域信任矩阵和非局域信任矩阵共同作 用下,在影响权重相同的情况下,信任矩阵的取值越大群体观点最大族数减少的越快;影响权重大小表示信息传播 范围的大小,影响权重的大小可以加快或延缓群体观点演化的形成,也可以控制观点族数的数值大小。

关键词:观点动力学: HK 模型:有界影响:观点演化

中图分类号:0157.5; TP391.9 doi:10. 16055/j. issn. 1672-058X. 2025. 0006. 013 文献标识码:A

Study on Local and Non-local Spatial Social Group Opinion Evolution Based on an Improved and Extended HK Model

ZHANG Jiangyan¹, ZHAO Jianhui²

- 1. Center for Economic Research on the Upper Reaches of the Yangtze River, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China
- 2. Chongqing Municipal Public Security Bureau, Chongqing 401147, China

Abstract: Objective This study examines the evolution of social group opinions in physical space to understand the critical role of spatial factors in opinion dynamics. Methods By placing individual opinions on a square grid and distinguishing the bounded confidence Hegselmann-Krause (HK) model's trust matrix into local and non-local trust matrices, a spatially bounded confidence HK model is constructed. By selecting different initial opinions and trust matrices with varying influence weights, the evolution of group opinions in both information - isolated societies and networked information societies can be simulated. Results Numerical simulations reveal that when only the local trust matrix is active and initial opinions are sequentially arranged, individual opinions first form local consensus before achieving global consensus. This simulates the evolution of group opinions in an information - isolated environment.

收稿日期:2023-07-04 修回日期:2023-09-08 文章编号:1672-058X(2025)06-0097-08

基金项目:重庆市公安局创新应用项目(G2017-25)资助.

作者简介:张江艳(1985—)女,四川泸县人,博士研究生,主要研究社会网络舆情政策引导.

通信作者:赵建辉(1980—)男,河南范县人,博士,中级,主要研究量子强关联系统和经典数据挖掘. Email; jhzhaocqu@ 126. com.

引用格式:张江艳,赵建辉. 基于改进扩展 HK 模型的局域和非局域空间社会群体观点演化研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学 版),2025,42(6):97-104.

ZHANG Jiangyan, ZHAO Jianhui. Study on local and non-local spatial social group opinion evolution based on an improved and extended HK model[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(6): 97-104.

Conversely, when initial opinions are randomly arranged, individual opinions do not form local consensus but instead evolve directly into global consensus. This simulates the evolution of group opinions in an information society. **Conclusion** The study demonstrates that under the combined influence of local and non-local trust matrices, with the same influence weight, a larger trust matrix value accelerates the reduction of the maximum number of opinion clusters. The influence weight reflects the scope of information dissemination; its magnitude can either expedite or delay the formation of group opinion evolution, as well as control the number of opinion clusters.

Keywords: opinion dynamics; HK model; bounded influence; opinion evolution

1 引 言

当前,微信、微博等社交媒体的广泛使用,社会信 息的传播和交流与传统社会相比,在传播方式和速度 上都发生了翻天覆地的变化,形成了当前复杂多变的 舆情传播方式。面对当前社会舆情演化和传播的复杂 性,研究社会群体观点的演化过程,有助于人们认识舆 情演化的规律,对引导舆论进程和预测舆情发展方向 具有现实意义[1]。统计物理学为观点动力学设定观点 演化模型提供了理论基础,一般观点动力学的模型分 为离散模型和连续模型两类。离散模型中具有代表性的 有:Ising 模型[2-3]、选举模型[4]、多数决模型[5]、Sznajd 模 型[6]等。连续性模型中具有代表性的有: Deffuant -Weisbuch(DW)模型^[7-8]、Hegselmann Krause(HK)模型^[9] 以及扩展模型[10-13]。DW 模型和 HK 模型都是基于有界 信任假设,即个体观点的差异只存在于影响阈值数值 内,影响阈值之外不受影响,其中 HK 模型中的个体更 新观点是影响阈值之内的所有观点的平均值。

为研究社会群体观点演化,社会物理学和社会网 络研究者对 DW 模型和 HK 模型进行进一步的扩展,在 标准HK模型中引入个体间的信任度构建了有界影响 的 HK 模型[14-16],个体信任及其观点权重不再相同,这 可以用来研究社会群体中权威和偏执个体观点的演化 过程。于是 HK 模型由有界信任扩展至有界影响的 HK 模型,模拟结果表明社会群体中权威和偏执个体对最 终观点演化观点形成起到了主要作用[14]。空间位置与 网络结构对舆论的形成会产生影响,空间位置也是社 会相似性的重要因素之一。根据相变理论,通过构建 Ising模型,研究了空间因素对舆论传播的影响^[2]。基 于现实世界和互联网社区中的个体构成的网络,其满 足复杂网络的基本特征,于是将具体的社会网络结构 引入到 DW 模型和 HK 模型之中研究网络群体观点演 化[17-19]。通过构建微博传播 BA 无标度网络,考虑网 络次近邻影响的微博舆论观点演化模型更真实地刻画 微博舆论观点的演化过程^[20]。上述对 HK 模型的改进和扩展研究,为社会群体观点的演化提供了新的视角。

本文将个体观点放置到具有物理空间属性的正方格子上(周期边界条件),考虑近邻个体对观点演化的影响,基于 HK 模型构建具有空间因素有界影响 HK 模型,考察物理空间对观点演化的影响。另外,在有界影响 HK 模型基础上,将有界影响 HK 模型中的信任矩阵区分为局域信任矩阵和非局域信任矩阵。通过对具有空间因素有界影响 HK 模型的数值模拟,呈现出社会群体观点在一个具体物理空间结构上社会群体观点演化过程,进一步认识空间因素在社会观点演化过程中所起到的关键作用。

2 空间因素的 HK 模型

空间因素的有界影响 HK 模型是对有界影响 HK 模型 $^{[14]}$ 的进一步扩展。设由 N 个个体组成集合 A = $\{1,2,3,\cdots,N\}$,每个个体都有自己的观点,形成初始为 N 个观点的观点向量: $\mathbf{O}^t = (o_1^t, o_2^t, o_3^t, \cdots o_N^t)$, 其中 $o_i^t \in$ $[0,1], i \in A, t \ge 0, t = 0$ 时 o_i^0 为初始观点,观点向量 O_i^t 表示个体i在t时刻(轮)的观点。本文将N个个体的 观点向量 O' 放置在具有物理空间属性的正方格子上, 其中观点数 N 设定为完全平方数,以便在正方格子上 将所有个体放置。为刻画空间因素对个体观点的影 响,将正方格子上个体的上下左右4个邻居定义为局 域空间,次近邻及其他距离上的观点定义为非局域空 间。图1中局域空间信任矩阵为:黑框的格点上下左 右 4 个邻居为虚框的格点;非局域空间信任矩阵为黑 框的格点周围无边框格点。在模型中引入信任矩阵C, 其分为:局域信任矩阵 C^{loc} 和非局域信任矩阵 $C^{non-loc}$ 。 局域信任矩阵 C^{loc} 刻画了个体只有近邻邻居对个体的 观点产生影响,也可以理解为在一个信息闭塞环境中 个体观点的传播,即局域舆情场[20]。非局域信任矩阵 $C^{\text{non-loc}}$,刻画了朋友关系、亲戚关系等传统非局域空间 影响,以及广播、报纸、网络、微信、微博等现代社会中

非局域空间因素对群体观点的影响。

局域信任矩阵 C^{loc} : 在平面正方格子上个体 i 有上下左右的 4 个邻居,局域信任矩阵元可以表示为 $\{C^{loc}_{i+1,j},C^{loc}_{i,i,i,\ell}\}\in[0,1]$,局域信任矩阵对角元取值: $C^{loc}_{ij}=1$,其他矩阵元取值为 $C^{loc}_{ij}=[0,1]$,见图 1。非局域信任矩阵的矩阵 $C^{non-loc}$: 是除了局域信任矩阵元以外信任矩阵元,即正方格子上个体 i 上下左右的 4 个邻居的相互影响为 0,信任矩阵对角元取值为 1 外,其他矩阵元取值 $C^{non-loc}_{ii}\in[0,1]$ 。

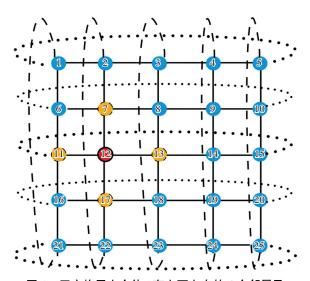


图 1 正方格子上个体 *i* 有上下左右的 4 个邻居及 其周期边界条件示意图

Fig. 1 Schematic illustration of the four neighbors of individual i on a square lattice along with its periodic boundary conditions

2.1 更新矩阵

参照文献[14]定义 $_t$ 时刻(轮)的非负更新矩阵 $_t$ 为一个 $_t$ N× $_t$ N,对行归一化的矩阵: $\sum_{j=1}^{N} I_{ij}^t = 1$, $I_{ij}^t \in [0,1]$ 。 更新矩阵 $_t$ 1* 表示在 $_t$ 时刻(轮)个体 $_t$ 对个体 $_t$ 观点归一化后的影响权重。下面开始构造更新矩阵 $_t$ 1* 定。定义 $_t$ 时刻个体 $_t$ 对个体 $_t$ 观点的影响程度为 $_t$ 1* 效值越大作用越强,表达式为

$$\boldsymbol{b}_{ij}^{t} = \frac{\boldsymbol{C}_{ij}}{\max(|\boldsymbol{o}_{i}^{t} - \boldsymbol{o}_{i}^{t}|, \boldsymbol{\sigma})}$$
(1)

式(1)中,用 $|o_i^t-o_j^t|$ 度量个体i与个体j之间观点的差异的绝对值, σ 是一个较小的正实数,确保观点 o_i^t 和观点 o_j^t 一致时式(1)的分母不为零。 C_{ij} 为信任矩阵元,其可分为局域信任矩阵元 C_{ij}^{loc} 和非局域信任矩阵元 $C_{ij}^{non-loc}$ 。引入空间影响观点权重矩阵元 w_{ij}^t ,其表达式为

$$\mathbf{w}_{ij}^{t} = \begin{cases} b_{ij}^{t}, |o_{i}^{t} - o_{j}^{t}| \leq \mathbf{C}_{ij} \mathbf{\varepsilon}_{i} \\ 0, 其他情况 \end{cases}$$
 (2)

式(2)中, ε_i 是影响阈值, $C_{ij}\varepsilon_i$ 是信任矩阵元 C_{ij} 和影响 阈值 ε_i 的乘积,两者共同决定空间影响观点权重矩阵 元 w'_{ij} 的数值大小。信任阈值 ε_i 是刻画个体 i 观点 o'_i 改变的难易程度,信任阈值数值越小,说明观点 o'_i 越不被其他观点影响,最终越难形成一致观点。信任矩阵元 C_{ij} 实际上与信任阈值 ε_i 具有类似的功能,数值越小越不易受其他个体观点的影响。对个体 i 来说,空间影响观点权重 w'_{ij} =0 说明近邻对其不产生影响,即:在信任矩阵元不为零的情况下,影响阈值 ε_i 越大, w'_{ij} 的数值越大,近邻对个体 i 影响就越大,群体观点越容易达成一致。在 t+1 时刻,更新矩阵 I'^{t+1} 的具体矩阵元素见式(3),其中 k 对个体 i 近邻求和。

$$I_{ij}^{t+1} = \begin{cases} \frac{w_{ij}^{t}}{\sum_{k} w_{ik}^{t}}, \sum_{k} w_{ik}^{t} \neq 0\\ 1, \sum_{k} w_{ik}^{t} \neq 0\\ 0, \sum_{k} w_{ik}^{t} = 0 \end{cases}, i = j$$
(3)

当信任矩阵 C 选择局域信任矩阵 C^{loc} 时,根据式 (3)更新矩阵 I^{t+1} 为局域新矩阵 I^{t+1}_{loc} ,选择非局域信任 矩阵 $C^{non-loc}$ 时,更新矩阵 I^{t+1} 为局域新矩阵 $I^{t+1}_{non-loc}$,于是 得到具有空间因素的 HK 模型的更新矩阵 I^{t+1} :

$$\boldsymbol{I}^{t+1} = \boldsymbol{I}_{\text{loc}}^{t+1} + \mu \boldsymbol{I}_{\text{non-loc}}^{t+1} \tag{4}$$

式(4)中,的 μ 为影响权重,其取值范围为[0,1], μ =0时只有局域信任矩阵对群体观点产生作用, μ =1时是信任矩阵(局域信任矩阵和非局域信任矩阵之和)对群体观点产生作用, $0<\mu<1$ 时表示局域信任矩阵和非局域信任矩阵对群体观点产生作用。影响权重 μ 表示的是信息在空间中的传播范围, μ =0表明信息只在非局域空间传播,随着 μ 的增大信息在更大的空间内传播,当 μ =1信息在全域空间传播。

2.2 更新观点向量

根据式(4),在t+1时刻(轮)观点向量 $\mathbf{0}^{t+1}$ 采用下式更新:

$$\mathbf{O}^{t+1} = \mathbf{C}^{t+1} \mathbf{O}^t$$

当 t 时刻的观点向量与 t+1 时刻的观点向量满足 $\sum_{i=1}^{N} |o_i^{t+1} - o_i^t|/N \leq \xi$,来确定观点演化趋于收敛, ξ 设定为一个很小的正实数,用于确认当两个观点演化为一个观点时退出演化循环。在上述模型中,个体的初始观点

 O^0 可以设置一定区间内均匀取值,对信任矩阵和信任阈值设置不同的取值。该模型的两个典型的观点演化过程如图 2 和图 3 所示,其中个体初始观点在区间 [0,1] 内随机取值,N=144, $\varepsilon_i=0.5$, $\sigma=0.005$, $\xi=10^{-10}$ 。

在图 2 中局域信任矩阵的矩阵元取值 0.9,权重 μ = 0,最终形成了 1 个观点族,观点位于 0.5 左右;在图 3 中权重 μ=1,信任矩阵元为 0.5,最终形成两个观点族,其中一个观点族在 0.2 左右,另一个在 0.8 左右。图 2 演化时间远大于图 3 的演化时间,这主要是因为图 2 中只有局域信任矩阵不为零,非局域矩阵均为零。此种情况说明:个体 j 对个体 i 的观点影响少,需要更长的演化时间才能统一观点。从图 2 和图 3 可以看出,随着演化时间的增长,个体观点根据更新规则进行不断调整,观点值不断集中,最终形成稳定的观点族,从而达成群体观点的共识。

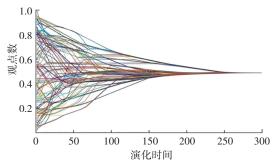


图 2 典型社会群体观点演化过程,局域信任 矩阵的矩阵元取值 0.9,权重 $\mu=0$

Fig. 2 Typical evolution process of opinions in a social group, with the matrix elements of the local trust matrix being 0.9 and the weight μ =0

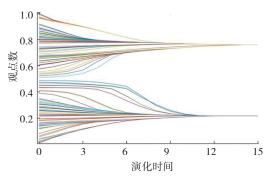


图 3 典型社会群体观点演化过程,权重 $\mu=1$, 信任矩阵元为 0.5

Fig. 3 Typical evolution process of opinions in a social group, with a weight μ of 1 and trust matrix elements equal to 0.5

根据模型的设定规则,影响模型演化的因素有:初始观点 \mathbf{O}^0 向量;个体影响阈值 ε_i ;信任矩阵元数值 \mathbf{C}_{ij} ; 更新矩阵权重 μ 。为了确保观点演化过程中数值计算 的精度,这里的 σ 和收敛条件 ξ 不能过大或过小,要根据演化过程选取合适数值。影响演化的因素相互关联,再加上该模型的非线性,从理论上不能够推导出最终观点的个数,模型最终可以演化形成稳定的1个观点或多个观点。

3 仿真实验与结果分析

模型属于非线性模型没有解析解,为此采用基于Agent 的计算建模和模拟方法。在模拟实验中,选取 N=144 个个体,设置参数 $\sigma=0.005$,根据收敛情况设定收敛 参数 ξ ,一般 $\xi<10^{-7}$ 。为刻画社会群体演化过程,本文选用最终观点族数(Opinion Clusters,OP)、最大族观点数 (Maximum Cluster, MC) [14] 和观点熵来刻画社会群体观点形成及演化过程。

- (1)最终观点族数是指在演化过程中形成的不同观点的数量。初始时 N 个观点就是 N 个观点族,随着观点演化的进程多个个体观点差值很小在某个精度下可以认为是相同的观点,演化结束时形成几个或一个观点族。
- (2)最大族观点数是指在演化过程中形成的最大的观点族中的观点数。随着观点演化的,观点族数量越来越少,最大观点族中的观点数却越来越多。
- (3) 在物理学中熵表示系统混乱程度物理量,依据 Shannon 信息熵概念^[21],观点熵的计算公式为

$$S = -\sum_{i=1}^{k} p(o_i) \log(p(o_i))$$

其中, $p(o_i)$ 为观点 o_i 占初始观点的百分比。可以看到,初始时每个观点都不同观点熵具有最大数值,当演化结束时形成几个或一个观点族,此时观点熵数值最小或等于0。

研究社会群体观点演化的前提是明确所研究的社会群体所处的社会环境及个体之间信息传播方式。当社会群体中的个体,能自由的通过广播、报纸、网络、微信、微博等多渠道获取信息和观点交换。此种情形,可以用模型中的影响权重 $\mu \neq 0$ 的更新矩阵来刻画,典型演化过程见图 3。当社会群体中的个体生活在一个信息闭塞的环境,个体获取信息和个体之间信息交流只能通过以口头方式当面交流,此种情形在本模型中影响权重 $\mu = 0$ 的局域信任矩阵刻画,典型演化过程见图 2。

3.1 局域空间社会群体观点演化结果分析

局域空间社会群体观点模型下,即影响权重 $\mu = 0$ 时,模型的初始观点取值范围设定 $O^0 \in [0,1]$,且观点分布分为随机排序和从大到小的顺序排序两种。随机排序表示个体近邻观点差距较大,而顺序排序则表示相邻观点相近。

图 4 和图 5 为不同初始观点下观点随时间的演化, 个体观点数:N=144,影响阈值: $\varepsilon_i=0.5$,观点精度: $\sigma=0.005$,局域信任矩阵元 0.5。

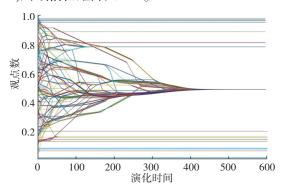


图 4 随机初始观点下社会群体观点演化过程

Fig. 4 The evolutionary process of social group opinions with random initial viewpoints

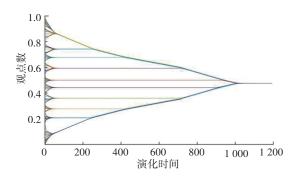


图 5 顺序初始观点下社会群体观点演化过程

Fig. 5 The evolutionary process of social group opinions with sequential initial viewpoints

图 4 为初始观点 O^0 数值为随机分布,图 5 为初始观点 O^0 数值为从大到小顺序排列。从图 4 和图 5 可以看出,在两种不同的初始观点状态,在只有局域信任矩阵作用下,社会观点的演化呈现以下不同:①随机排序所需的演化时间要小于顺序排序的演化时间;②在顺序排序的初始观点下,个体观点先在局域形成共识后,再经过较长时间演化达成共识。

为进一步考察局域空间社会群体观点演化的特点,由式(2)可知空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_i$ 有信任矩阵元和影响阈值共同构成,空间信任阈值 $C_{ii}\varepsilon_i$ 数值越大,越易

形成一致观点。固定 C_{ij} 取值 0. 15 和 0. 8,这里 $\varepsilon_i = \varepsilon$, $i \in A$, ε 数值从 0. 01 增加至 1, 观点数 N = 144, 观点精度: $\sigma = 0$. 005, 考察模型演化随影响阈值 ε_i 得到变化。图 6、图 7 和图 8 为只有局域信任矩阵作用下, 初始观点 O^0 为随机排序观点和顺序排序两种情形下的最终观点族数、最大族观点数和观点熵随影响阈值 ε 变化曲线,图中的圆形和上三角形为随机排序初态,菱形和正方形为顺序排序的初态。

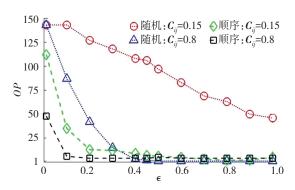


图 6 观点族数随影响阈值的变化情况

Fig. 6 The variation of the number of opinion families with the influence threshold

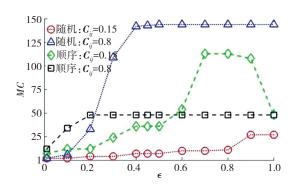


图 7 最大族观点数随影响阈值的变化情况

Fig. 7 Variation of the maximum number of opinion families with the influence threshold

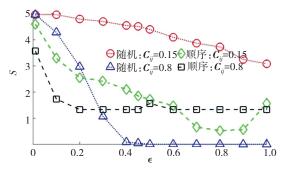


图 8 观点熵随影响阈值的变化情况

Fig. 8 Variation of opinion entropy with the influence threshold

图 6 中随着影响阈值 ε 变化逐渐增加,个体观点 演化结束时观点族数逐渐减少,最后形成1个观点族 或多个观点族。初始观点为顺序排序,最终观点族数 比初观点随机排序能更早地形成共识,在 ε = 0.2(非局 域信任矩阵元 b_{ii} =0.15)时,顺序排序的初始观点集合 开始形成 1 个观点,而随机排序的初始观点集合要到 ε =0.8 时开始形成 1 个观点。在初始观点 0° 为顺序排 序时,影响阈值 ε 取较小数值就形成稳定的观点,表明 局域个体与邻居观点相近,导致最终观点族能在较小 的影响阈值下形成稳定观点族数。不同初始观点随时 间演化的不同演化情形,可以得到:在初始个体与邻居 的观点相近时,即初始观点顺序排序,社会群体观点先 在局域达成共识,随着时间的推进形成了更大的观点 族。上述可以理解为在传统社会中个体(如村民)先在 局域环境(村镇)形成一致观点,随着观点演化的进行, 不同的局域观点又达成整个社会层面上的新的一致观 点。可见初始观点 O^0 的顺序排序较好地模拟了在信 息交流闭塞传统社会中群体观点的演化过程。另外, 可以看到局域信任矩阵元 C_{ii} 数值越大越容易形达成 一致共识,即形成 1 个观点族,信任矩阵元 C_{ii} 与影响 國值 ε , 具有相同的作用。

在图 7 中,随着影响阈值 ε 变化逐渐增大最大族的观点数逐渐增加,最终形成 1 个观点族或多个观点族,这符合模型演化规则的设定。最大族的观点数随着影响阈值和信任矩阵元的乘积 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 增大最大族的观点数也随着增加。顺序排序的初态在空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 较小数值最大族的观点数就占据了整个观点大部分,而随机排序的初态则需要较大的空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 数值。这反映在局域观点类似的情况下(局域舆情场中观点类似),社会群体观点容易达成一致共识,结合图 3 可知需要更长的演化时间。

从图 6 和图 7 中可以看到在两种不同初始观点下,在影响阈值 ε 取值相同(非局域信任矩阵元取值相同)的情况下,观点相近的初始观点为顺序排序,能在影响阈值 ε 取较小取数下可以获得稳定的 1 个观点族或多个观点族,而初始观点随机排序,则却需要更大的影响阈值 ε 。模型演化规则决定了影响阈值 ε 的取值大小

决定着个体观点是否被归为同一观点。

图 8 为观点熵随影响阈值 ε 变化的曲线。观点熵呈现出比最大观点族呈现出更多的观测信息,有时最大观点族中观点并没有占主导地位,导致观点熵随着影响阈值 ε 的变化不平滑。空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 增大观点熵也随着减少。顺序排序的初态,在空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 较小时,观点熵数值接近零。说明局域观点类似的情况下,在观点演化终结时,社会群体观点数变少,社会达成了较多的共识。

3.2 非局域空间社会群体观点演化结果分析

当前社会无论从社会组织结构和信息交流手段,个体对信息的接受和传播早已突破了局域空间的限制,个体之间通过广播、报纸、微信、微博等,几乎实现信息交流的零成本。影响权重 $\mu=0$,初始观点 O^0 设置为顺序排序,模型能很好地模拟个体观点,只在局域空间内接受和传播信息的群体观点的演化过程。式(4)中的影响权重 $\mu\neq0$,表明非局域的信任矩阵纳入模型之中,在信任矩阵元取值相同的情况下,影响权重 μ 的越大,非局域的个体i对个体i的影响相对域少。设置信任矩阵元亿i分别为i0.3(图i9)和i0.8(图i10),设置观点参数i0=0.000i5(提高不同观点区分度),考察模型最终观点族数随影响阈值i0

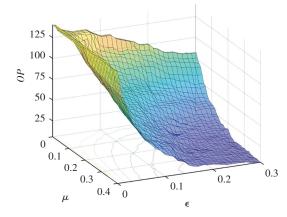


图 9 最终观点族数随影响权重和影响阈值变化情况, 置信任矩阵元取值 0.3

Fig. 9 Variation of the final number of opinion families with the influence weight and the influence threshold when the value of trust matrix element is set to 0.3

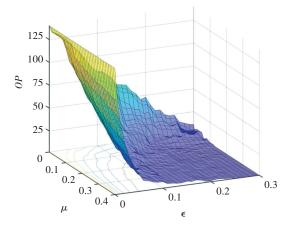


图 10 最终观点族数随影响权重和影响阈值变化情况, 置信任矩阵元取值 0.8

Fig. 10 Variation of the final number of opinion families with the influence weight and the influence threshold when the value of trust matrix element is set to 0.8

从图 9 和图 10 中可以看出,在影响阈值 ε 不为零 的情况下,随着影响权重μ增加,模型的最终观点族数 减少,同样在影响权重μ固定的情况下,随着影响阈值 ε 增加,模型最终观点族数也减少。影响阈值 ε 和影响 权重μ与最终观点族数之间是正相关,即随着两者的 数值的增加群体中的个体观点逐渐达成一致。图9与 图 10 不同之处是在影响阈值 ε 和影响权重 μ 取相同数 值的情况下,信任矩阵数值越大,最终观点族数越少。 说明信任矩阵取值越大,群体观点越容易达成一致。 这与模型设置规则一致,也符合现实社会中个体观点 越相近越易形成共同观点,越易组成统一社会社团,即 "物以类聚",这符合现实社会观点传播规律。从图 9 和图 10 中可以看出最终观点族数量,随参数影响阈值 ε 和影响权重 μ 变化,最终观点族数量快速减少存在一 组最佳的取值。该取值与模型中的影响阈值 ε 、影响权 重 μ 和信任矩阵元 C_{ii} 的值相关。在观点演化过程中, 存在最终观点族数快速减少的最佳取值,表明在群体 观点演化的过程中,只需选择合适的最优组合,就可以 控制社会群体中的个体观点达成一致的时间点。

具有空间因素的社会群体观点演化受影响阈值 ε 、影响权重 μ 和信任矩阵元取值的影响。与现实社会中观点演化现象一致:现实社会中群体中不同观点的个体之间能够达成最大妥协(影响阈值越大),影响个体观点的比重越多(影响权重越大),以及个体之间越信任(信任矩阵元取值越大),社会群体观点就越易形成一致观点。从信息传播角度来看, μ 取值越大信息传播的空间范围越大,社会群体观点就越易形成一致观点。

局域和非局域有界影响 HK 模型中,可以任意设置个体观点的空间信任阈值 $C_{ij}\varepsilon_{i}$ 的数值,精确控制每个个体之间的相互影响,为研究复杂系统中群体观点的演化提供了一个新的研究视角。

4 结 论

本文通过将空间因素引入有界影响 HK 模型,将个 体观点放置在一个具有物理空间属性的正方格子上, 将信任矩阵区分为局域信任矩阵和非局域信任矩阵两 部分,构建局域和非局域有界影响 HK 模型,研究在局 域信任矩阵和非局域信任矩阵作用下社会群体中个体 观点的演化过程。研究结果表明:(1)在只有局域信任 矩阵作用下,模型将初始观点设置为顺序排序,顺序排 序的初态符合局域空间范围内观点近似的社会现实, 能较好地模拟个体在信息闭塞的传统社会中的演化。 (2)通过影响权重 µ 将局域信任矩阵和非局域信任矩 阵构成具有空间因素的信任矩阵,可以用来模拟在局 域影响不变的情况下,通过调节影响权重的数值增加 对个体观点的影响。在社会群体中个体信息交流无障 碍的社会,模型能够模拟社会群体观点的传播,模拟结 果与现实社会中观点的传播情形相一致,即"物以类 聚"。(3)在社会观点演化过程中,通过选取响阈值 ε 、 影响权重μ和信任矩阵元,可以控制社会观点的演化 过程,得到想要的观点族数。

参考文献(References):

- [1] 刘云, 丁飞, 张振江. 舆论形成和演进模型的研究综述[J]. 北京交通大学学报, 2010, 34(5): 83-88.
 LIU Yun, DING Fei, ZHANG Zhen-jiang. A survey of models of consensus formation and evolution[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2010, 34(5): 83-88.
- [2] 罗植, 杨冠琼, 狄增如. 具有空间因素的社会网络上的舆论形成[J]. 物理学报, 2012, 61(19): 87-94.

 LUO Zhi, YANG Guan-qiong, DI Zeng-ru. Opinion formation on the social networks with geographic structure [J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(19): 87-94.
- [3] MARCJASZ G, SZNAJD-WERON K. Phase transitions in the kinetic Ising model on the temporal directed random regular graph[J]. Frontiers in Physics, 2017, 5: 24.
- [4] ROZANOVA L, BOGUÑÁ M. Dynamical properties of the herding voter model with and without noise [J]. Physical Review E, 2017, 96(1): 012310.
- [5] KRAWIECKI A. Stochastic resonance in the majority vote

- model on regular and small-world lattices [J]. International Journal of Modern Physics B, 2017, 31(29): 1750214.
- [6] SZNAJD-WERON K, SZNAJD J. Opinion evolution in closed community[J]. International Journal of Modern Physics C, 2000, 11(6): 1157-1165.
- [7] VILONE D, CARLETTI T, BAGNOLI F, et al. The Peace Mediator effect: Heterogeneous agents can foster consensus in continuous opinion models[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016, 462: 84–91.
- [8] 魏静, 张耀曾, 朱恒民, 等. 基于改进 Deffuant 模型的舆情观点演化解析[J]. 管理评论, 2022, 34(9): 147-157. WEI Jing, ZHANG Yao-zeng, ZHU Heng-min, et al. An analysis of the evolvement of public opinion based on the improved deffuant model[J]. Management Review, 2022, 34(9): 147-157.
- [9] HEGSELMANN R, KRAUSE U. Opinion dynamics and bounded confidence: Models, analysis and simulation [J]. Journal of Artificial Societies and Simulation, 2002, 5(3): 1–24.
- [10] 何建佳, 刘举胜. 基于扩展 Hegselmann-Krause 模型的舆论演化模式研究[J]. 情报科学, 2018, 36(1): 158-163. HE Jian-jia, LIU Ju-sheng. On the dynamics of public opinion: A research based on extended Hegselmann Krause model[J]. Information Science, 2018, 36(1): 158-163.
- [11] 黄飞虎, 彭舰, 宁黎苗. 基于信息熵的社交网络观点演化模型[J]. 物理学报, 2014, 63(16): 16-24.

 HUANG Fei-hu, PENG Jian, NING Li-miao. Opinion evolution model of social network based on information entropy[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(16): 16-24.
- 行为主体的观点演化研究[J]. 情报科学, 2020, 38(1): 42-47, 86.

 LI Gen-qiang, LIU Sha, ZHANG Yan-an, et al. Research on the opinion evolution in online collective behavior from the perspective of information entropy[J]. Information Science,

2020, 38(1): 42-47, 86.

[12] 李根强, 刘莎, 张亚楠, 等. 信息熵理论视角下网络集群

- [13] 李亚男, 戴建华. 基于动态参考点的网络舆情个体观点演化 建模研究[J]. 情报理论与实践, 2020, 43(11): 122-128. LI Yan-an, DAI Jian-hua. Modeling research on the evolution of individual viewpoint in network public opinion based on dynamic reference point[J]. Information Studies (Theory & Application), 2020, 43(11): 122-128.
- [14] 苏炯铭, 刘宝宏, 李琦, 等. 社会群体中观点的信任、演化

- 与共识[J]. 物理学报, 2014, 63(5): 44-51.
- SU Jiong-ming, LIU Bao-hong, LI Qi, et al. Trust, evolution, and consensus of opinions in a social group[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(5): 44-51.
- [15] 祁凯, 黎冰雪, 杨志. 基于平台推荐机制和有界信任影响的网络群体观点演化研究[J]. 情报杂志, 2021, 40(5): 132-142, 185.
 - QI Kai, LI Bing-xue, YANG Zhi. Evolution of network group views based on platform recommendation mechanisms and bounded trust influences[J]. Journal of Intelligence, 2021, 40(5): 132–142, 185.
- [16] 朱晓霞, 孟建芳. 多层网络中意见领袖及跟随者观点演化研究: 基于有界信任模型[J]. 情报科学, 2019, 37(6): 30-36. ZHU Xiao-xia, MENG Jian-fang. The evolution of leaders and followers' opinion in multi-layer networks based on bounded confidence model[J]. Information Science, 2019, 37(6): 30-36.
- [17] 宋艳双, 刘人境. 网络结构和有界信任对群体观点演化过程的交互影响[J]. 软科学, 2016, 30(1): 120-123, 144. SONG Yan-shuang, LIU Ren-jing. The reciprocal effect of network structures and bounded confidence on group opinion evolution[J]. Soft Science, 2016, 30(1): 120-123, 144.
- [18] 巴志超, 李纲, 毛进, 等. 微信群内部信息交流的网络结构、行为及其演化分析: 基于会话分析视角[J]. 情报学报, 2018, 37(10): 1009-1021.

 BA Zhi-chao, LI Gang, MAO Jin, et al. Structure, behavior and evolvement of information communication network of WeChat groups: based on conversation analysis perspective[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2018, 37(10): 1009-1021.
- [19] 杨柳, 朱恒民, 马静. 考虑次近邻影响的微博舆论观点演化模型[J]. 现代图书情报技术, 2014(12): 78-84.
 YANG Liu, ZHU Heng-min, MA Jing. Evolution model of microblog public opinion considering the influence of next-nearest neighbors[J]. New Technology of Library and Information Service, 2014(12): 78-84.
- [20] 吴诗贤, 张必兰. 基于观点势场的舆情极化预测模型[J]. 图书情报工作, 2015, 59(19): 108-112, 121. WU Shi-xian, ZHANG Bi-lan. A public opinion polarization prediction model based on opinion potential field[J]. Library and Information Service, 2015, 59(19): 108-112, 121.
- [21] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379–423.

责任编辑:陈 芳