

DOI:10.13232/j.cnki.jnju.2024.03.001

## 社交网络中动态信任感知的观点演化模型

贺 琴, 刘志中\*, 赵美悦, 孟令强

(烟台大学计算机与控制工程学院, 烟台, 264005)

**摘 要:** 社交关系网络的复杂性和动态性为观点演化研究带来三大挑战: 一是研究者在确定个体的观点交互集合时没有考虑个体的信任阈值, 导致观点交互集合的准确性不足; 二是现有研究通常忽略了非邻居节点之间的交互对社会群体观点演化的影响; 三是现有研究通常基于个体间的观点距离来更新社交网络结构, 没有考虑个体间的信任关系对网络结构的影响. 为了应对上述挑战, 提出一种社交网络中动态信任感知的观点演化模型(Dynamic Trust-Aware Opinion Evolution Model in Social Networks, DTAOE). 具体地, 首先基于信任传播规则构建出社交群体的信任矩阵; 之后, 基于引入的信任度阈值和信任矩阵, 从邻居节点以及非邻居节点中确定当前个体的信任集合, 进而基于信任集合中观点相似的个体更新当前个体的观点; 最后, 根据个体间的观点距离和信任关系, 动态地调整社交网络的拓扑结构. 上述演化步骤被重复执行直到群体的观点达到稳定状态. 开展了大量的仿真实验, 实验结果证明了 DTAOE 模型的有效性和合理性, 并揭示了网络结构和信任关系对观点传播的影响机制.

**关键词:** 社交网络, 信任感知, 观点演化, 信任传播, 有界置信模型

**中图分类号:** TP3

**文献标志码:** A

## Dynamic trust-aware opinion evolution model in social networks

He Qin, Liu Zhizhong\*, Zhao Meiyue, Meng Lingqiang

(School of Computer and Control Engineering, Yantai University, Yantai, 264005, China)

**Abstract:** The opinion evolution model plays an important role in simulating the process of dissemination and aggregation of social groups' opinions on major affairs. However, existing research usually updates the current individual's opinion based on neighbor nodes with similar opinions. In fact, individuals in social networks are more inclined to exchange opinions based on their trusted neighbor nodes. Secondly, previous studies do not consider the impact of interactions between non-neighbor nodes on the evolution of social group opinions. Moreover, current research usually updates the social network structure based on the opinion distance between individuals, without considering the influence of trust relationships between individuals on the network structure. In order to solve the above problems, this paper proposes a dynamic trust-aware opinion evolution model in social networks (DTAOE). Specifically, DTAOE first constructs the trust matrix of the social group based on the trust propagation rules. Then, based on the introduced trust degree threshold and trust matrix, DTAOE determines the trust individual set of the current individual from neighbor nodes and non-neighbor nodes, and updates the current individual's opinion based on individuals with similar opinions in the trust individual set. Finally, it dynamically adjusts the topology of the social network according to the opinion distance and trust relationship between individuals and repeats the above evolution steps until the opinions of the group reach a stable state. Through a large number of simulation experiments, the validity and rationality of the DTAOE model are verified, and the mechanism of the influence of network structure and trust relationship on opinion propagation is revealed.

**Key words:** social network, trust relationship, opinion evolution, trust propagation, bounded confidence model

基金项目: 国家自然科学基金(61872126, 62273290), 山东省自然科学基金重点项目(ZR2020KF019)

收稿日期: 2023-11-11

\* 通讯联系人, E-mail: lzzmff@126.com

当今的社会活动中每个个体通常会对社会、经济、政治等公共问题和事务产生不同的观点<sup>[1-3]</sup>。社交网络中的每个个体在与其他个体的交往中,其观点相互影响,促进了社会群体的观点演化。近年来,随着社会活动的日益活跃以及互联网技术的快速发展,社交群体通过面对面或聊天软件可以便捷地交流各自对国家政策、社会服务、新型商品等的观点,进而形成社会舆论<sup>[4]</sup>。目前,各级政府在发布重大决策、商业机构在发行新型商品时,需要准确地感知社会群体对制定的政策或发行的商品的观点的演化情况,从而及时地进行干预与调整,保证国家政策的顺利执行或商业活动的正常进行。因此,针对社会群体的观点演化开展深入研究,对于预测社会群体对公共话题舆论的进展、及时纠正不良的发展态势,具有重要的理论意义与应用价值。

社交群体中个体的观点通常会受到交互对象观点的影响而不断发生变化,研究并建立能够正确反映社会群体观点变化的演化模型是当前亟须解决的关键问题之一。有界置信模型(Bounded Confidence Model, BCM)是当前舆论动力学中用于观点演化建模的重要工具之一,在物理学、心理学、经济学以及计算机科学等领域得到了成功的应用<sup>[5-14]</sup>。近年来,国内外学者在有界置信模型的基础上,对观点演化问题进行了深入的研究,取得了丰富的研究成果并提出了多种观点演化模型。例如,符号有界置信模型<sup>[15-16]</sup>考虑了观点的符号(正负)以及个体之间的观点差异,旨在探索观点的符号以及观点差异如何影响个体之间观点的交流和演化。基于表达观点和私人观点的有界置信模型<sup>[17-19]</sup>主要解决在信息传播和观点形成过程中,个体如何在公开表达和私下持有的观点之间进行权衡的问题。带意见领袖的有界置信模型<sup>[20-21]</sup>主要研究在社交网络中“意见领袖”对观点的形成、传播和收敛过程的影响,他们持有与普通个体不同的观点演化规则,其主要作用是引导群体观点向期望值进行演化。基于噪音的有界置信模型<sup>[22-23]</sup>通过引入随机性和不确定性,更准确地模拟社交网络中个体观点的形成和传播过程。复杂网络上的有界置信模型<sup>[24-27]</sup>将复杂网络与有界置信模型相结合来研究不同的网络结构类型

对观点演化过程的影响。虽然已有工作取得了丰富的成果,为后续开展全面深入的研究奠定了良好的基础,但当前研究还存在以下不足。

(1)已有研究通常假设社交网络中的个体选择所有观点相似的邻居来实现自身观点的更新,事实上,社交网络中的个体通常更倾向于在其信任的邻居中选择观点相似的个体来更新观点,而不是基于所有观点相似的邻居进行观点更新。

(2)已有研究通常认为个体的观点仅受邻居节点观点的影响,然而在社交网络中,非邻居节点之间也常有可能发生交互,对个体观点的更新产生影响。因此,在进行观点演化时,有必要考虑非邻居节点之间的交互对群体观点演化的影响。

(3)已有研究通常基于个体间观点距离的变化对社交网络的结构进行更新,然而,个体间社交关系的变化不仅与个体间的观点距离有关,还取决于个体之间的信任关系。因此,在进行社交网络结构更新时,需要考虑社交群体中个体之间的信任关系对社交网络结构的影响。

为了解决上述问题,本文提出一种社交网络中动态信任感知的观点演化模型(Dynamic Trust-Aware Opinion Evolution Model in Social Networks, DTAOE)。具体的演化过程如下:首先,基于社交网络中个体间的直接信任度和信任传播规则来构建社交群体中个体间的信任矩阵;之后,基于引入的信任度阈值和信任矩阵,从社交群体中确定当前个体的信任个体集合;再次,基于信任集合中观点相似的个体更新当前个体的观点;最后,根据社交群体中个体间的观点距离以及信任关系,动态地调整社交网络的拓扑结构。重复上述四个步骤,直到该社交群体中所有个体的观点达到稳定状态。本文的创新如下。

(1)引入信任度阈值,以更好地反映社交网络中个体的实际行为。在确定当前个体的交互集合时,该阈值的引用使那些被当前个体较为信任的个体被筛选进入交互集合,符合社交网络中个体通常与其信任个体进行交流的实际情况。

(2)为了深入研究非邻居节点对个体观点演化的影响,创新性地提出一种基于信任矩阵的交互集合确定方法。该方法结合了社会属性相似性与结构特征相似性来计算社交网络中个体间的直

接信任度.其次,借助信任传播方法,推导出非邻居节点间的间接信任度,建立整个社交网络的信任矩阵.最后,基于信任矩阵筛选出满足一定信任度阈值的个体作为当前个体的交互集合.

(3)为了实现社交网络拓扑结构的动态更新,提出了一种基于个体间观点距离和信任关系的网络结构更新机制.具体地,通过监测邻居节点之间的信任度和观点差值,当其不满足特定阈值时,社交连接即被中断;对于不存在直接社交关系的个体中,当观点差值满足一定阈值并存在共同信任的个体时,将建立新的社交连接.

## 1 相关工作

观点演化模型(Opinion Evolution Model)是研究人们在社会交往过程中观点的形成、传播和演化过程的一种模型,有助于理解群体行为、观点形成和信息传播的机制.近年来,不同领域的研究人员提出了多种观点演化模型,根据观点值的不同,这些模型大致分连续型观点演化模型<sup>[28-31]</sup>和离散型观点演化模型<sup>[32-35]</sup>.离散型观点演化模型主要使用概率和统计方法来分析观点的演变,包括 Ising 模型<sup>[32]</sup>、Voter 模型<sup>[33]</sup>、多数规则模型<sup>[34]</sup>以及 Sznaid 模型<sup>[35]</sup>等.连续型观点演化模型通过社交关系中个体之间的互动和沟通来描述观点的演变,主要包括 DeGroot 模型<sup>[28]</sup>、Friedkin-Johnsen 模型<sup>[29]</sup>和有界置信模型(Bounded Confidence, BC).其中,BC 模型是舆论动力学中对观点演化进行建模的重要工具.近年来,学者们从实际出发并从多个角度对经典的 BC 模型进行了改进,主要包括符号有界置信模型、基于表达观点和私人观点的有界置信模型、带意见领袖的有界置信模型、基于噪音的有界置信模型以及复杂网络上的有界置信模型等.

鉴于多智能体系统的优越性,一些学者将多智能体思想引入观点动力学研究. He et al<sup>[15]</sup>认为要实现群体观点的极化,进而形成两个观点相反的群体,以此达成一种对立的共识状态,符号 BC 模型中个体间的拓扑结构必须满足一定的连通性,并以此对观点初值分布与置信半径之间的关系展开了研究. He et al<sup>[16]</sup>基于个体之间的对抗行为和冷漠行为,研究了离散时间下的符号 BC

模型,并将其与经典 BC 模型的相关性质进行了对比,结果证明符号 BC 模型既满足经典 BC 模型的部分基本特性,又具备一些特有的性质.

传统的有界置信模型通常假设在社交网络中的个体对于给定的问题仅持有一种观点,然而,在现实生活中,由于社会舆论、道德规范和地域风俗等因素,个体可能在公开场合表达一种观点,但在私下持有另一种观点. Hou et al<sup>[17]</sup>提出一种经过修改的包含有界置信度的表达私人观点模型,在该模型中,私人观点、顽固性和有界置信阈值共同影响观点交互的发生. Zhu et al<sup>[18]</sup>提出一种包含态度隐藏行为的观点演化模型,将态度隐藏行为分为保持沉默和调整表达观点两种情况,通过在不同的网络上进行模拟,证明该模型可以模拟与现实相关的多种舆论的演变. Luo et al<sup>[19]</sup>基于有界置信模型,提出显性和隐性观点模型,以研究观点在社会群体中的演变.

现实社会中存在一些引导群体观点向期望值演化的特殊个体或社会群体,被称为“意见领袖”. Wu et al<sup>[20]</sup>基于苏伊士运河堵塞事件建立了一个基于有界置信模型的意见领袖-追随者的观点演化模型,提出了一个意见领袖识别算法,将意见领袖分为正面、中立和负面三种类型. 张轩宇等<sup>[21]</sup>提出一种考虑敌意媒体和意见领袖的观点演化模型,研究在存在媒体偏见的情况下,意见领袖和大众媒体对舆论形成的影响作用.

经典的有界置信模型通常假设个体观点更新只受邻居观点和自身观点的影响,然而在现实生活中,个体在观点更新的过程中往往存在不规则的外界干扰,这种干扰被称为“噪声”. 近年来,学者们对带噪声的有界置信模型进行了大量研究,以更好地理解噪声对观点演化的影响. Su et al<sup>[22]</sup>赋予异构 BC 模型一个动态随时间变化的通信拓扑,并从数学和数值上研究噪音引起的同步. 研究结果表明,当且仅当网络拓扑结构是一个连通图时,该模型中的观点动态才是与噪声同步的. Xu et al<sup>[23]</sup>受“沉默的螺旋”的启发,通过计算持有积极和消极观点的个体数量比例来量化观点气候,提出一种考虑观点气候的有界置信模型. 实验结果表明,个体的观点演化不仅取决于自身以及其邻居观点,还取决于个体所处的环境.



随着互联网的快速发展,人们观点交流的范围逐渐扩大,传统的数学建模思路已无法满足对大规模群体观点演化现象的分析.为了更贴近现实社会,学者们将复杂网络与BC模型相结合,取得了一些具有现实意义的研究成果. Gu and Zhang<sup>[24]</sup>利用网络中节点共同邻居数比例作为模型的重要参数,研究模型在小世界网络、无标度网络中的观点演化情况,对比分析得出在无标度网络中群体规模对模型的演化速度有显著影响的结论. 魏静等<sup>[25]</sup>构建了基于动态权值及耦合网络的观点演化模型,研究了不同场景中线上线下的舆情演化特征. Wu et al<sup>[26]</sup>开发了观点相似度融合模型和结构相似度混合模型来研究观点的演变过程. Kan et al<sup>[27]</sup>提出一个自适应的有界置信模型来研究和观察观点和网络结构的共同演化.

然而,上述研究仍存在一些不足,例如没有考虑信任阈值对个体观点交互集合的影响、非邻居节点之间的交互对社会群体观点演化的影响以及个体间信任关系对网络结构的影响.为了解决上述问题,本文提出一种基于信任度阈值的方法来选择个体的观点交互集合,并使用信任传播方法来研究非邻居节点对观点演化的影响.此外,本文还提出了一种基于个体间观点距离和信任关系的网络结构动态更新方法.

## 2 社交网络中动态信任感知的观点演化模型

社交网络中,信任关系是社会群体中个体交互的基础,影响个体间信息的传播、观点的交互以及群体观点演化的终止等过程<sup>[36]</sup>.然而,已有的观点演化研究工作在确定当前个体的交互集合时,没有考虑信任关系对生成当前个体交互集合的影响,也没有考虑非邻居节点之间的交互对社交群体观点演化的影响.另外,在进行社交网络的结构更新时,没有考虑个体间的信任关系对社交网络结构更新的影响,严重影响了观点演化的准确性.为了解决上述问题并进一步提升演化模型的准确性和实用性,本文提出一种社交网络中动态信任感知的观点演化模型(DTAOE).

**定义 1 社交网络** 定义一个无向图

$G(U, E)$ 来表示由  $N$  个个体组成的社交网络,其中,  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$  和  $E = \{(u_i, u_j) | u_i, u_j \in U\}$  分别表示个体集合和个体之间连接边的集合<sup>[37]</sup>.

**定义 2 邻接关系矩阵** 令  $A' = (a_{ij}(t))_{N \times N}$  表示在  $t$  时刻个体间的邻接关系矩阵<sup>[37]</sup>. 如果  $(u_i, u_j) \in E$ , 则  $a_{ij} = 1$ ; 否则,  $a_{ij} = 0$ .

**定义 3 信任关系矩阵** 令  $\Gamma'_s = (\Gamma_{ij}(t))_{N \times N}$  表示在  $t$  时刻个体间的信任关系矩阵,  $\Gamma_{ij} \in [0, 1]$  表示个体  $u_i$  对  $u_j$  的信任度大小.

**问题描述** 给定规模为  $N$  的社交群体,其社交网络图为  $G(U, E)$ , 个体  $u_i$  在  $t$  时刻对于给定问题的观点为  $o_i(t)$ . 针对某一公共话题,假设每个个体具有一个初始观点  $o_i(0)$ , 个体之间具有一定的初始信任关系. 本文研究的是构建一个合理的观点演化规则与演化模型,使其能够模拟该社交网络中群体的观点演化过程以及最终的演化结果. 针对该问题,首先基于社交群体中个体间的信任度和信任传播规则,构建社交群体的信任矩阵;之后,根据信任阈值和信任矩阵确定个体的信任个体集合,确定信任集合中观点相似的个体观点并更新当前个体的观点;最后,根据个体间的观点距离和信任关系动态地调整社交网络的拓扑结构. 下面分别介绍社交网络中信任矩阵的构建、观点演化过程中观点的更新规则以及社交网络拓扑结构的演化规则.

**2.1 信任矩阵的构建** 已有的观点演化模型认为社交群体中的个体会与所有观点相似的邻居个体进行交互,并获取他们的观点来更新自身的观点<sup>[30-31]</sup>,然而在现实生活中,个体往往更倾向于与其信任的个体进行交互,进而选择与自己观点相似的个体来更新自身的观点. 信任个体主要包括两类:与个体有直接社交关系且互相信任的邻居个体,与个体没有直接社交关系但建立在直接信任基础上的非邻居个体<sup>[38]</sup>. 本文将邻居节点之间的信任关系称为直接信任关系,将非邻居节点之间的信任关系称为间接信任关系. 为了更好地筛选当前个体的交互个体集合,首先基于个体间的直接信任度和间接信任度构建信任矩阵;之后,依据信任矩阵为当前个体筛选满足一定信任度阈值

的个体作为当前个体的交互集合. 下面分别给出个体间直接信任度与间接信任度的计算公式.

**2.1.1 个体间直接信任度的计算** 直接信任表示社交群体中具有直接社交关系的个体之间的信任关系. 在社交群体中, 拥有相似的兴趣爱好或社会地位、具有多个共同邻居的个体之间往往具有更高的信任度, 因此, 本文采用个体之间的社会属性相似性<sup>[39]</sup>和结构特征相似性作为衡量个体间直接信任度的重要指标. 个体之间的社会属性相似性( $S_{ij}$ )指两个个体在基本特征方面的相似程度, 包括年龄、性别、职业、国籍和地区等. 本文采用 Jaccard 相似性系数<sup>[40]</sup>来计算个体间的社会属性相似度, 如式(1)所示:

$$S_{ij} = \frac{|V\_attribute(u_i) \cap V\_attribute(u_j)|}{|V\_attribute(u_i) \cup V\_attribute(u_j)|} \quad (1)$$

其中,  $V\_attribute(u_i)$  表示个体  $u_i$  的基本社会属性集合,  $V\_attribute(u_i) \cap V\_attribute(u_j)$  表示个体  $u_i$  和  $u_j$  拥有的共同社会属性集合,  $|V\_attribute(u_i) \cap V\_attribute(u_j)|$  表示个体  $u_i$  和  $u_j$  拥有的共同社会属性的个数.

个体间的结构特征相似性( $J_{ij}$ )表示个体  $u_i$  和  $u_j$  拥有的共同邻居的数量, 本文采用 Hub Depressed Index(HDI)系数来度量个体间的结构特征相似性, 如式(2)所示:

$$J_{ij} = \frac{\#CN_{ij}}{\max(\#CD_i, \#CD_j)} \quad (2)$$

其中,  $\#CD_i$  和  $\#CD_j$  分别表示个体  $u_i$  和  $u_j$  各自的邻居节点的数量,  $\#CN_{ij}$  表示个体  $u_i$  和  $u_j$  共同的邻居节点的数量.

将个体间的社会属性相似性  $S_{ij}$  和结构特征相似性  $J_{ij}$  作为构成个体间直接信任度( $\Gamma_{ij}$ )的两个构成因素. 个体  $u_i$  和  $u_j$  间的信任度为  $S_{ij}$  和  $J_{ij}$  的线性组合, 如式(3)所示:

$$\Gamma_{ij} = aS_{ij} + bJ_{ij} \quad (3)$$

其中,  $a$  和  $b$  分别表示  $S_{ij}$ ,  $J_{ij}$  在直接信任度构成中所占的权重 ( $a, b \in [0, 1], a + b = 1$ ).  $a$  越大, 说明在计算个体间信任度时更注重个体间的社会属性相似性; 同理,  $b$  越大, 表明在计算个体间信任度时更注重个体间的结构特征相似性. 由于在开

始实验验证时所用的社交网络图是随机生成的, 因此不同的  $a, b$  对模型的演化没有影响, 本文取  $a = 0.5, b = 0.5$ .

**2.1.2 个体间间接信任度的计算** 间接信任表示在社交群体中没有直接社交关系的一种信任关系, 通过直接信任关系的传播而得到. 根据“六度分隔理论”, 社交群体中任何互不相识的两个个体之间最多只需经过六个个体就可以取得联系. 在社交群体中, 信息会经过多个中间节点进行传播, 而每个传播过程都存在信息传播的噪声、失真或不确定性, 导致信任的衰减, 即信任在传播过程中会随着传播步数的增加而减弱. 因此, 本文设定了一个最大信任传播步数阈值  $K_{MAX}$  表示两个没有直接社交关系的个体间的最大路径长度. 设  $p(u)_1 \rightarrow p(u)_2 \rightarrow p(u)_3 \rightarrow \dots \rightarrow p(u)_L$  ( $L \geq 3$ ) 表示从个体  $u_i$  到个体  $u_j$  的一条信任传播路径, 其中,  $p(u)_l$  表示第  $l$  个个体. 令  $D(p(u)_l, k)$  表示信任从第  $l$  个个体传递  $k$  步时信任的衰减程度. 为了描述信任的衰减程度, 本文设计了信任衰减, 如式(4)所示:

$$D(p(u)_l, k) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{1 + e^{(L-l)-k}}, & k \geq 2 \\ 1, & k = 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $k$  表示个体的传递步数,  $L - l$  表示第  $l$  个个体到目标个体间的路径长度.

设  $\Gamma_{l,l+1}$  表示第  $l$  个和第  $l+1$  个个体之间的信任程度, 基于信任衰减(式(4))可以得到两个非邻居节点  $u_i$  和  $u_j$  间的间接信任度  $\Gamma_{ij}$ , 如式(5)所示:

$$\Gamma_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^L \left( \Gamma_{l,l+1} \times \prod_{k=1}^{L-1} D(p(u)_l, k) \right)}{L-1}, L-1 \leq K_{MAX} \quad (5)$$

其中,  $L-1$  表示从源节点到目标节点间的路径长度.

当两个非邻居节点之间存在多条信任传递路径时会产生多个间接信任度, 需要采用一种有效的聚合方法来计算这两个节点之间的间接信任度. 信任路径聚合的常见方法包括最大值聚合、最小值聚合以及平均值聚合. 最大值聚合的原理是从两个非邻居节点之间的所有可能路径中选择具有最大信任度的路径作为信任传播

路径,这一策略确保在观点演化过程中信任度高的路径能得到充分考虑,从而提高观点演化的准确性和可靠性.由于个体在信任度较高的情况下更容易接受其他个体的观点,因此本文选择最大值聚合法来确定非邻居节点间的信任度,如式(6)所示:

$$\Gamma_{ij} = \max(\Gamma_{ij}^1, \Gamma_{ij}^2, \dots, \Gamma_{ij}^n) \quad (6)$$

其中,  $\Gamma_{ij}$  表示从源节点  $u_i$  到目标节点  $u_j$  的最终间接信任度,  $\Gamma_{ij}^1, \Gamma_{ij}^2, \dots, \Gamma_{ij}^n$  表示不同路径上的信任度大小.

针对一个社交群体,依据该群体的社交关系网络以及式(3)与式(6),可以计算得到个体间的直接信任度与间接信任度.基于直接信任度、间接信任度以及群体的社交网络结构,可以构建包含直接信任度和间接信任度的信任矩阵,该矩阵为生成个体的信任交互个体集合奠定了基础.社交群体的信任矩阵的构建过程如算法1所示.

#### 算法1 社交群体的信任矩阵构建方法

输入:社交网络  $G(U, E)$ ,  $a, b, K_{\text{MAX}}, V\_attribute(u_i)$ .

输出:信任矩阵  $\Gamma_s$ .

1. 初始化一个全零矩阵  $\Gamma_s$
2. for each node  $u_i \in U$  do
3.   for each node  $u_j \in U$  do
4.     if pairs of node  $(u_i, u_j) \in E$  do
5.       根据式(1), (2)和(3)计算节点  $u_i$  和节点  $u_j$  间的直接信任度  $\Gamma_{ij}$
6.        $\Gamma_{s,ij} = \Gamma_{ij}$
7.     else if pairs of node  $(u_i, u_j) \notin E$  do
8.       根据式(4), (5)和(6)计算节点  $u_i$  和节点  $u_j$  间的间接信任度  $\Gamma_{ij}$
9.        $\Gamma_{s,ij} = \Gamma_{ij}$
10.    end for
11. end for
12. return  $\Gamma_s$

**2.2 观点更新规则** 已有的观点演化模型在确定个体的交互个体集合时,通常基于与当前个体观点相似的邻居节点来构建个体的交互集合.但这种处理方法有两点不足:(1)在选择交互个体时没有考虑个体之间的信任关系;(2)没有考虑非邻居节点之间的交互对社交群体观点演化的影响.事实上,社交网络中的个体通常选择与其信

任的邻居节点进行交互.此外,在社交群体中,由于个体观点在群体中的传播,当前个体通常会受到其他非邻居节点观点的影响.为了解决上述问题,本文提出一种全新的个体观点更新集合生成方法.具体地,针对当前个体,基于构建的信任矩阵,根据信任度阈值选出当前个体信任的直接邻居节点和非邻居节点构成当前个体的信任交互集合,再在信任集合中选出与当前个体观点相似的个体观点,并基于此对当前个体的观点进行更新.社交群体中个体  $u_i$  的观点更新规则如下.

(1)确定当前个体的信任交互集合:根据构建的信任矩阵  $\Gamma_s$  以及设定的信任度阈值  $\beta$  找出  $t$  时刻与节点  $u_i$  之间信任度不小于  $\beta$  的邻居节点和非邻居节点,构成信任交互集合  $T_i(t)$ . 如式(7)所示:

$$T_i(t) = \{u_j | \Gamma_{ij}(t) \geq \beta, u_j \in U\} \quad (7)$$

(2)确定个体的观点更新集合:选出信任集合中与节点  $u_i$  的观点距离不大于  $\epsilon$  的节点,即  $|o_i(t) - o_j(t)| \leq \epsilon$  作为节点  $u_i$  的观点更新集合. 如式(8)所示:

$$I(i, o(t)) = \{u_j \in T_i | |o_i(t) - o_j(t)| \leq \epsilon, j \neq i\} \quad (8)$$

在社交网络中,个体间的信任度越高,越容易受到对方观点的影响.因此,本文根据个体间的信任度,定义  $\omega_{i,j}$  为  $t$  时刻个体  $u_i$  对观点更新集合中个体  $u_j$  的观点接受度的相对影响系数,以此区分个体  $u_i$  对不同信任个体  $u_j$  观点的接纳程度.  $\omega_{i,j}$  的计算如式(9)所示:

$$\omega_{i,j}(t+1) = \begin{cases} \frac{\Gamma_{ij}^t}{\sum_{k \in I(i, o(t))} \Gamma_{ik}^t}, & j \in I(i, o(t)) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $\omega_{i,j}(t+1) \geq 0$ , 且  $\sum_{i=1}^N \omega_{i,j}(t+1) = 1$ .

将个体  $u_i$  的观点更新集合中所有个体在  $t$  时刻的观点值进行加权平均,作为节点  $u_i$  在  $t+1$  时刻的观点值. DTAOE 模型中当前个体的观点演化过程如式(10)所示:

$$O_i(t+1) = \partial o_i(t) + (1 - \partial) \sum_{j \in I(i, o(t))} \omega_{i,j}(t+1) o_j(t) \quad (10)$$

其中,  $\partial \in [0, 1]$  表示个体  $u_i$  对自身观点的保守程度(即顽固指数),  $(1 - \partial)$  表示节点  $u_i$  愿意根据观

点更新集合中的个体表达的观点修改自己观点的程度.

在演化过程中,满足式(11)的条件时,观点更新过程结束:

$$\sum_{i=1}^N [o_i(t+1) - o_i(t)]^2 \leq 0.001 \quad (11)$$

式(11)表示DTAOE模型演化到 $t+1$ 时刻,每个个体的观点与自身上一时刻的观点差不超过0.001,表示模型达到了稳定,演化过程结束.

**2.3 社交网络拓扑结构的演化规则** 在社交网络中,群体的社交网络结构常常是动态变化的.在群体的观点演化过程中,社交网络中的个体常与其有直接社交关系的邻居节点断开连接,亦可与其他没有直接社交关系的非邻居节点建立新的连接,因此,在群体观点演化过程中,需要根据个体之间的关系对群体的社交网络结构进行动态的调整,实现群体中不同个体之间连接的动态更新.在现实生活中,社交网络存在一些规律,比如,当没有直接社交关系的个体之间存在多个共同信任的个体,并且他们之间的观点差较小时,这两个没有直接社交关系的个体之间将会建立连接关系.相反地,若两个有直接社交关系的个体之间的信任度较低且观点差较大时,这两个个体将会断开他们之间的连接关系.社交群体中个体连接关系的动态变化伴随着群体中个体的交互,进而推动群体观点的演化,并对群体观点演化的过程产生重要的影响.因此,本文基于个体之间的信任度和观点相似度对社交网络结构进行动态更新,具体的更新规则如下.

(1)在 $t$ 时刻,若个体 $u_i$ 和 $u_j$ 之间存在连接关系,当两个个体间的信任度 $\Gamma_{ij}$ 低于信任度阈值 $\beta$ 且观点差大于观点相似度阈值 $\epsilon$ 时,在 $t+1$ 时刻断开个体 $u_i$ 和 $u_j$ 间的连接;否则,继续保持这两个个体间的连接关系.判断规则如式(12)所示:

$$a_{ij}(t+1) = \begin{cases} 0, a_{ij}(t) = 1, |o_i(t) - o_j(t)| > \epsilon, \Gamma_{ij}(t) < \beta \\ 1, a_{ij}(t) = 1, |o_i(t) - o_j(t)| \leq \epsilon, \Gamma_{ij}(t) \geq \beta \end{cases} \quad (12)$$

(2)在 $t$ 时刻,若个体 $u_i$ 和 $u_j$ 之间不存在连接关系,当这两个个体之间存在共同的信任个体且他们之间的观点差低于观点相似度阈值 $\epsilon$ 时,在

$t+1$ 时刻,在个体 $u_i$ 和 $u_j$ 间建立起新的连接关系,并根据式(1)~(3)来计算他们之间的信任度;否则,继续保持这两个个体间的无连接现状.具体更新规则如式(13)所示:

$$a_{ij}(t+1) = \begin{cases} 0, a_{ij}(t) = 0, |o_i(t) - o_j(t)| > \epsilon \\ 1, a_{ij}(t) = 0, |o_i(t) - o_j(t)| \leq \epsilon, T_i(t) \cap T_j(t) \neq \emptyset \end{cases} \quad (13)$$

基于上述规则的社交网络结构动态更新过程如算法2所示.

---

**算法2 社交网络结构动态更新方法**

---

输入:  $G(U, E(t-1)), \epsilon, \beta, o(t-1), \Gamma_i(t-1)$ .

输出:  $G(U, E(t))$ .

---

```

1. for each pair of node  $(u_i, u_j) \in E$  do
2.   if  $|o_i(t-1) - o_j(t-1)| > \epsilon$  and  $\Gamma_{ij}(t-1) < \beta$ 
then
3.      $G.remove\_edges(u_i, u_j)$ 
4.   end for
5.   for each pair of node  $(u_i, u_j) \notin E$  do
6.     根据 $t-1$ 时刻的信任矩阵找出节点的信任
集合
7.      $T_i(t-1) \leftarrow \Gamma_i(t-1)$ 
8.      $T_j(t-1) \leftarrow \Gamma_j(t-1)$ 
9.     if  $|o_i(t-1) - o_j(t-1)| \leq \epsilon$  and  $T_i(t-1) \cap T_j(t-1) \neq \emptyset$  then
10.       $G.add\_edges(u_i, u_j)$ 
11.   end for

```

---

基于上述的当前个体信任交互集合的确定、当前个体观点的演化规则及社交网络结构的动态更新,可对群体的观点演化过程进行推演,本文提出的DTAOE模型的整体演化过程如算法3所示.

---

**算法3 社交网络中动态信任感知的观点演化算法**

---

输入:  $G(U, E), \beta, \epsilon, \partial, t_{\max round}$ .

输出: 最终的观点状态.

---

```

1. 根据算法1计算信任矩阵 $\Gamma_i$ 
2. for each user  $u_i \in U$  do
3.   初始化个体初始观点值 $o_i(0)$ 
4. end for
5. While  $\sum_{i=1}^N (o_i(t+1) - o_i(t))^2 > 0.001$  do:
6.   for  $t = 0$  to  $t_{\max round}$  do

```



```

7.   for each node  $u_i \in U$  do
8.       根据式(7),(8)和(9)计算个体  $u_i$  的观点影响权重
9.       根据式(10)更新个体  $u_i$  在  $t+1$  时刻的观点
10.    end for
11.    根据算法 2 更新网络结构
12. end for
13. end while

```

### 3 仿真实验

采用基于 Agent 的建模和仿真方法来验证 DTAOE 模型中各参数对其性能的影响,并对 DTAOE 模型的性能进行评估. 实验参数设定如下:社交群体中所有个体的初始观点服从 0~1 的均匀随机分布,个体数量  $N=50$ ,ER 随机网络的连接概率  $p=0.1$ ,信任传递的最大步数  $K_{\max}=3$ ,顽固指数  $\theta=0.2$ . 通过 Python 模拟仿真验证 DTAOE 模型中各重要参数对其性能的影响. 为了比较规则(10)在动态和静态环境下的区别,采用一种静态环境下的演化模型(TAOE)与本文模型 DTAOE 进行对比. TAOE 模型是观点演化规则(式(10))在静态环境下的演化模型,DTAOE 模型是具有演化规则(式(10))和网络更新算法的演化模型. 由于 TAOE 和 DTAOE 模型的主要参数为信任度阈值  $\beta$  和观点相似度阈值  $\epsilon$ ,因此,将基于这两个参数对两种模型的性能展开比较.

选择收敛时间、社交网络节点的平均度以及观点方差作为模型性能的评价指标,定义如下.

(1)收敛时间:所有个体的观点都达到稳定状态时需要的时间.

(2)社交网络节点的平均度:用于衡量个体在社交网络中的参与程度.

(3)观点方差:反映了观点整体的偏向程度. 本文使用标准方差来表示这种偏向程度,如式(14)所示:

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (o_i(t) - \bar{o}(t))^2} \quad (14)$$

其中,  $\bar{o}(t)$  表示在  $t$  时刻所有个体观点平均值.

**3.1 信任度阈值对观点演化的影响** 该实验主要研究在固定的观点相似度阈值  $\epsilon=0.35$  下,信

任度阈值  $\beta$  对 DTAOE 模型性能的影响. 实验分别对比了在不同的信任度阈值  $\beta$  下,DTAOE 和 TAOE 的观点演化情况,测试了信任度阈值  $\beta$  对收敛时间、社交网络节点平均度和观点方差的影响. 实验结果如图 1~4 所示.

图 1 展示了不同的信任度阈值  $\beta$  下 DTAOE 和 TAOE 模型的演化过程,图中横坐标表示观点演化的时间,纵坐标表示社交群体中每个个体的观点演化过程. 由图可见,在相同的信任度阈值下,两种模型达到稳定状态时产生的观点簇数量相差不大,但在动态网络环境下,DTAOE 模型(图 1a 和图 1b)达到稳定状态需要的收敛时间总体上少于基于静态网络的 TAOE 模型(图 1c 和图 1d). 证明信任度阈值的大小对 DTAOE 和 TAOE 模型的观点簇数量的影响不大,但对模型演化的收敛时间有较大的影响.

图 2 展示了不同的信任度阈值  $\beta$  下 DTAOE 和 TAOE 模型达到稳定状态需要的时间. 由图可见,两种模型的收敛时间均随着信任度阈值  $\beta$  的增加逐渐增加. 但与 TAOE 相比,DTAOE 模型收敛时间的变化幅度不大,且整体上比 TAOE 模型更低. 这是因为 DTAOE 模型处于动态的网络环境下,每一轮观点更新结束后群体中的个体之间会断开彼此不信任的连接,并与其他满足一定信任度的非邻居节点形成新的连接关系,导致每个节点在下一轮观点更新时,自身的信任个体集合增大,其能与更多的个体进行交流,进而缩短了 DTAOE 模型达到稳定状态的时间.

图 3 表示信任度阈值  $\beta$  对演化过程中社交网络节点的平均度的影响. 由图可见,在相同的信任度阈值  $\beta$  下,整个网络的节点平均度随着时间的推移而增大,增大到一定值时就会达到稳定状态,说明此时 DTAOE 模型的演化已经结束. 此外,信任度阈值越大( $\beta=0.4$ ),社交网络节点的平均度越小. 实验结果表明,DTAOE 模型中,信任度阈值越大,在实现网络拓扑结构的动态变化时,每个个体在与更多的邻居节点断开连接的同时,会与更少的非邻居节点重新形成新的连接,使整个社交关系网络中个体间的连边数量减少,导致网络的节点平均度减小.



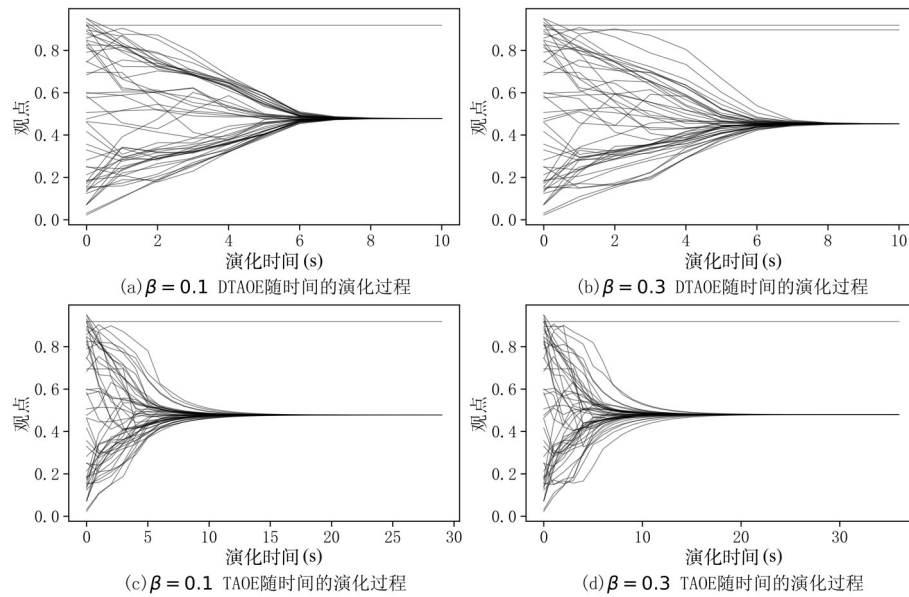


图1 在不同的信任度阈值下DTAOE和TAOE模型的演化过程

Fig. 1 Evolution process of DTAOE and ATOE model with different trust thresholds

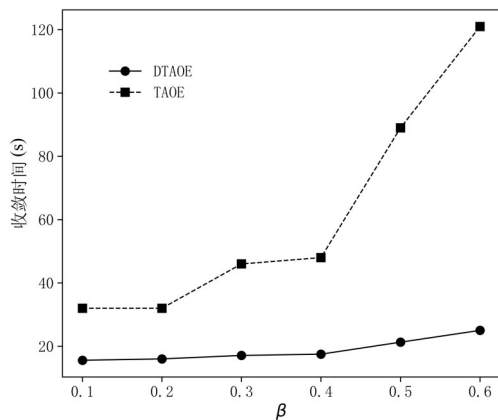


图2 在不同的信任度阈值下DTAOE和TAOE模型的收敛时间

Fig. 2 Convergence time of DTAOE and TAOE model with different trust thresholds

图4展示了不同时刻下信任度阈值对群体观点方差的影响,图中纵坐标表示每个时刻不同的 $\beta$ 对应的群体观点方差.由图可见,当信任度阈值 $\beta$ 相同时,整个社交群体的观点方差会随着时间的推移而减小.此外, $\beta$ 越大( $\beta = 0.4$ ),群体的观点方差越大.这是因为在DTAOE模型中,信任度阈值越大,个体在每个时刻能够进行交流的节点数量越少,导致群体中的不同观点越多.

由图3和图4可知,信任度阈值越小,个体能

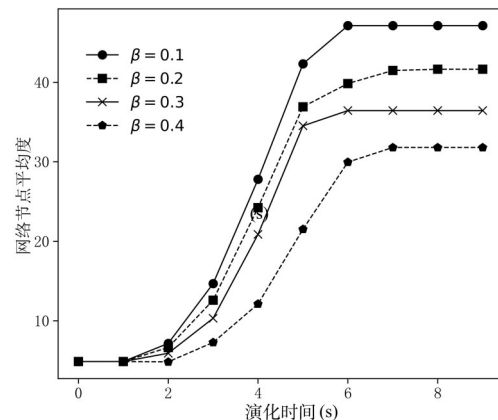


图3 信任度阈值对网络节点平均度的影响

Fig. 3 The impact of trust threshold  $\beta$  on the average degree of network nodes

够交流的个体数量越多,相应地,与自己观点相似的节点数量也越多,观点就会进一步聚集.

**3.2 观点相似度阈值对观点演化的影响** 研究信任度阈值固定( $\beta = 0.3$ ),观点相似度阈值 $\epsilon$ 取不同值时,DTAOE模型和TAOE模型的观点演化情况以及观点相似度阈值 $\epsilon$ 对收敛时间、社交网络节点平均度和观点方差的影响.实验结果如图5~8所示.

图5展示了不同 $\epsilon$ 下DTAOE和TAOE模型的演化过程,图中纵坐标表示社交群体中每个个

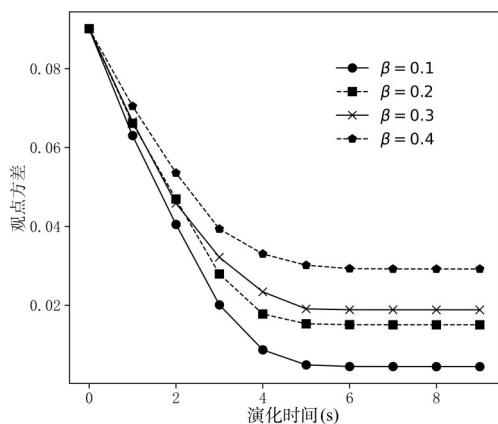


图 4 信任度阈值对群体观点方差的影响

Fig. 4 The impact of trust threshold on Group Opinion Variance

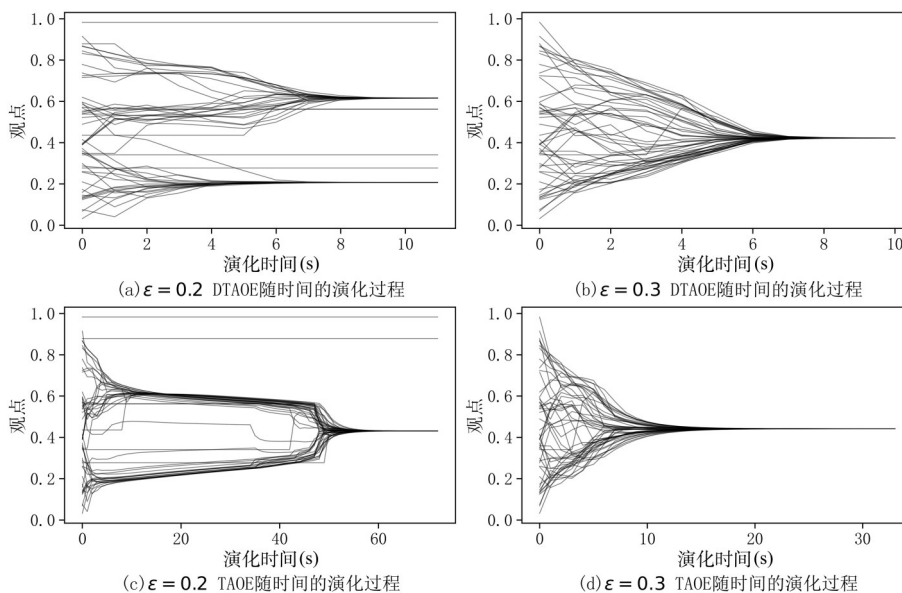
体的观点演化过程. 由图可见, 当观点相似度阈值  $\epsilon$  相同时, 两种模型达到稳定状态时观点簇的数量相差不大, 但基于动态网络的 DTAOE 模型 (图 5a 和图 5b) 达到稳定状态的收敛时间总体少于基于静态网络的 TAOE 模型 (图 5c 和图 5d).

图 6 展示了不同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下, DTAOE 和 TAOE 模型达到稳定状态需要的时间. 由图可见, DTAOE 模型的演化步数在  $\epsilon = 0.10$  附近达到高峰, 之后逐渐下降, 但整体上低于 TAOE 模型. 因为 DTAOE 模型是基于动态的社交网络环境, 在每一轮观点更新结束后会对群

体中个体间的连接关系进行更新, 所以在相同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下, 群体中的每个节点在下一轮进行观点更新时增大了个体的观点交互集合.

图 7 展示了不同的观点相似度阈值  $\epsilon$  对社交网络节点平均度的影响, 图中纵坐标表示每个时刻下网络的节点平均度大小. 由图可见, 在相同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下, 整个网络的节点平均度会随着时间的推移而增大, 当增大到一定数值时群体的观点演化会达到稳定状态. 证明在网络节点平均度不随时间变化时, DTAOE 模型会在达到稳定状态后停止演化. 此外, 观点相似度阈值  $\epsilon$  越大 ( $\epsilon = 0.35$ ), 社交网络节点的平均度越大, 说明在 DTAOE 模型中, 在更新社交网络拓扑结构时, 较大的观点相似度阈值  $\epsilon$  使每个个体与较少的邻居节点断开连接, 同时与更多观点相似的没有直接连接关系的非邻居节点形成新的连接, 使整个社交关系网络中的连边数量增多, 导致网络的节点平均度增大.

图 8 展示了不同观点相似度阈值  $\epsilon$  对群体观点方差的影响, 图中纵坐标表示 DTAOE 模型在不同时刻下群体观点的方差变化. 由图可见, 在相同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下, 整个社交网络中的观点方差会随着时间的推移而减小. 此外, 随着观点相似度阈值  $\epsilon$  的增加, 群体的观点方差逐渐

图 5 在不同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下 DTAOE 模型和 TAOE 模型的演化过程Fig. 5 Evolution process of DTAOE model and TAOE model under different  $\epsilon$

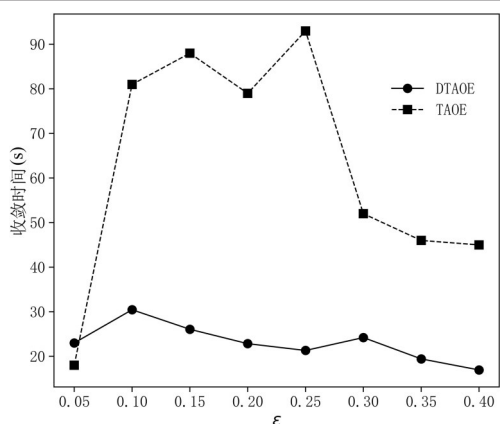


图6 在不同的观点相似度阈值  $\epsilon$  下 DTAOE 和 TAOE 模型的收敛时间

Fig. 6 Convergence time of DTAOE and TAOE model with different  $\epsilon$

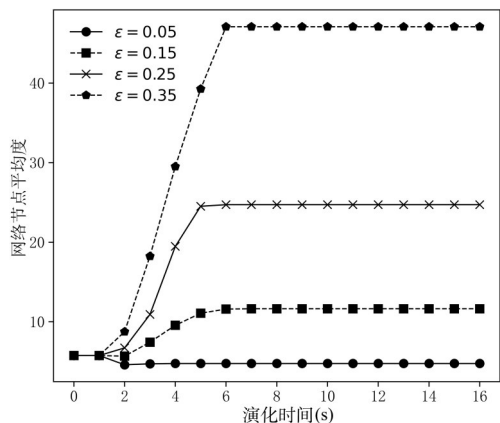


图7 观点相似度阈值  $\epsilon$  对网络节点平均度的影响

Fig. 7 The impact of  $\epsilon$  on the average degree of network nodes

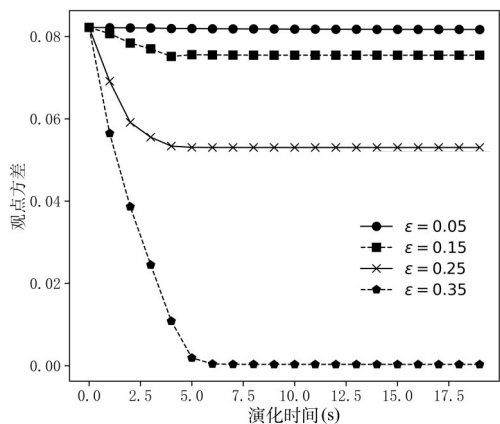


图8 观点相似度阈值  $\epsilon$  对群体观点方差的影响

Fig. 8 The impact of  $\epsilon$  on Group Opinion Variance

减小,说明个体间的不同观点数量逐渐减小,因为较大的观点相似度阈值会导致更多的个体支持自身的观点.但当观点差异达到一定值时,个体的观点会达到稳定状态.

和静态网络相比,DTAOE模型在动态网络下的演化速度更快.此外,随着信任度阈值的增加,网络节点的平均度减小,模型在社交网络中群体观点的方差增加,观点越分散.而随着观点相似度阈值的增加,网络节点的平均度增大,模型在社交网络中群体间观点的方差减小,观点趋于聚集.

综合来看,信任度阈值和观点度相似阈值的选择会影响社交网络中群体观点的演化速度和分散程度.

## 4 结论

针对当前观点演化模型的不足,结合现实生活场景,提出一种社交网络中动态信任感知的观点演化模型(DTAOE).具体地,首先,基于社交网络中个体间的直接信任度和信任传播规则,构建社交群体中个体间的信任矩阵;之后,基于引入的信任度阈值和信任矩阵,从社交群体中确定当前个体的信任个体集合,并基于信任集合中观点相似的个体更新当前个体的观点;最后,根据社交群体中个体间的观点距离以及信任关系,动态地调整社交网络的拓扑结构.

对基于动态网络环境的DTAOE和基于静态网络环境的TAOE模型进行了模拟仿真实验和比较分析,证明本文提出的基于动态网络环境的DTAOE模型,其性能优于基于静态网络环境的TAOE模型.该研究成果可以应用到许多现实的生活场景,如社会群体中观点的形成,对社会上的一些突发事件进行及时的舆论引导与监督,也能帮助对网络舆论的演化作出合理预测.

今后将从两方面来改进当前的研究.首先,为了验证提出的模型在更复杂环境下的有效性,应使用大规模真实社交网络数据集进行实验;其次,应考虑个体间信任关系和个体信任度阈值的动态性.本文中每个个体的信任阈值以及个体间的信任度被视为是静态的,然而,在现实社会中,由于社会环境、学历变化等因素的影响,个体的信



任度阈值以及个体间的信任度应该随着时间动态变化,未来需要考虑这种动态变化并对其进行建模与分析。

### 参考文献

- [1] Blekesaune M. Economic conditions and public attitudes to welfare policies. *European Sociological Review*, 2007, 23(3): 393—403.
- [2] Lieberman E, Michel J B, Jackson J, et al. Quantifying the evolutionary dynamics of language. *Nature*, 2007, 449(7163): 713—716.
- [3] Bravo-Marquez F, Gayo-Avello D, Mendoza M, et al. Opinion dynamics of elections in Twitter// *Proceedings of 2012 Eighth Latin American Web Congress*. Cartagena, Colombia: IEEE, 2012: 32—39.
- [4] Urena R, Kou G, Dong Y C, et al. A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks. *Information Sciences*, 2019, 478: 461—475.
- [5] Zha Q B, Kou G, Zhang H J, et al. Opinion dynamics in finance and business: A literature review and research opportunities. *Financial Innovation*, 2020, 6(1): 44.
- [6] Goddard B D, Gooding B, Short H, et al. Noisy bounded confidence models for opinion dynamics: The effect of boundary conditions on phase transitions. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 2022, 87(1): 80—110.
- [7] Dong Y C, Zha Q B, Zhang H J, et al. Consensus reaching and strategic manipulation in group decision making with trust relationships. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(10): 6304—6318.
- [8] 张伟, 何明升, 白淑英, 等. 基于 Weisbuch-Deffuant 模型的网络舆论演化模式研究. *情报杂志*, 2013, 32(7): 43—48. (Zhang W, He M S, Bai S Y, et al. On the dynamics of network public opinion: A research based on Weisbuch-Deffuant model. *Journal of Intelligence*, 2013, 32(7): 43—48.)
- [9] Chen Z S, Zhang X, Rodríguez R M, et al. Expertise-structure and risk-appetite-integrated two-tiered collective opinion generation framework for large-scale group decision making. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, 30(12): 5496—5510.
- [10] Li G J, Porter M A. Bounded-confidence model of opinion dynamics with heterogeneous node-activity levels. *Physical Review Research*, 2023, 5(2): 023179.
- [11] Hickok A, Kureh Y, Brooks H Z, et al. A bounded-confidence model of opinion dynamics on hypergraphs. *SIAM Journal on Applied Dynamical Systems*, 2022, 21(1): 1—32.
- [12] Li K, Liang H M, Kou G, et al. Opinion dynamics model based on the cognitive dissonance: An agent-based simulation. *Information Fusion*, 2020, 56: 1—14.
- [13] Chen G, Su W, Ding S Y, et al. Heterogeneous Hegselmann-Krause dynamics with environment and communication noise. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2020, 65(8): 3409—3424.
- [14] Peng Y, Zhao Y Y, Hu J P. On the role of community structure in evolution of opinion formation: A new bounded confidence opinion dynamics. *Information Sciences*, 2023, 621: 672—690.
- [15] He G, Liu J, Wu Y L, et al. On bipartite consensus of bounded confidence models for opinion dynamics. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2020, 18(2): 303—312.
- [16] He G, Liu J, Hu H M, et al. Discrete-time signed bounded confidence model for opinion dynamics. *Neurocomputing*, 2021, 425: 53—61.
- [17] Hou J, Li W S, Jiang M Y. Opinion dynamics in modified expressed and private model with bounded confidence. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2021, 574: 125968.
- [18] Zhu J F, Yao Y P, Tang W J, et al. An agent-based model of opinion dynamics with attitude-hiding behaviors. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, 603: 127662.
- [19] Luo Y, Li Y K, Sun C D, et al. Adapted Deffuant-Weisbuch model with implicit and explicit opinions. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2022, 596: 127095.
- [20] Wu J, Chen Y, Gai T T, et al. A new leader-follower public-opinion evolution model for maritime transport incidents: A case from Suez canal blockage.

- Journal of Marine Science and Engineering, 2022, 10 (12):2006.
- [21] 张轩宇,陈曦,肖人彬. 后真相时代基于敌意媒体效应的观点演化建模与仿真. 复杂系统与复杂性科学, 2023, 20(3): 44—51, 59. (Zhang X Y, Chen X, Xiao R B. Modeling and simulation of opinion evolution based on hostile media effect in the post-truth era. Complex Systems and Complexity Science, 2023, 20(3):44—51, 59.)
- [22] Su W, Wang X Q, Chen G, et al. Noise-based synchronization of bounded confidence opinion dynamics in heterogeneous time-varying communication networks. Information Sciences, 2020, 528: 219—230.
- [23] Xu H, Li Z Q, Guan A Q, et al. Opinion-climate-based hegselmann - krause dynamics. Pattern Recognition Letters, 2023, 167:9—17.
- [24] Gu Y R, Zhang B Y. Social network public opinion evolution model based on node intimacy// Proceedings of 2019 Chinese Control And Decision Conference. Nanchang, China: IEEE, 2019: 4496—4500.
- [25] 魏静,张耀曾,朱恒民,等. 基于动态权值和不对称耦合网络的改进 Deffuant 模型与情演化解析. 情报杂志, 2021, 40(8): 142—151, 158. (Wei J, Zhang Y Z, Zhu H M, et al. Analysis of the evolution of improved deffuant model of public opinion based on dynamic weights and asymmetric coupling networks. Journal of Intelligence, 2021, 40(8):142—151, 158.)
- [26] Wu Z B, Zhou Q Y, Dong Y C, et al. Mixed opinion dynamics based on DeGroot model and Heggelmann - Krause model in social networks. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2023, 53(1):296—308.
- [27] Kan U, Feng M, Porter M A. An adaptive bounded-confidence model of opinion dynamics on networks. Journal of Complex Networks, 2023, 11(1): 415—444.
- [28] Degroot M H. Reaching a consensus. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69(345): 118—121.
- [29] Friedkin N E, Johnsen E C. Social influence and opinions. The Journal of Mathematical Sociology, 1990, 15(3—4):193—206.
- [30] Deffuant G, Neau D, Amblard F, et al. Mixing beliefs among interacting agents. Advances in Complex Systems, 2000, 3(1—4):87—98.
- [31] Hegselmann R, Krause U. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis and simulation. Journal of Artificial Societies and Social Simulation, 2002, 5(3):1—33.
- [32] Galesic M, Stein D L. Statistical physics models of belief dynamics: Theory and empirical tests. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2019, 519:275—294.
- [33] Holley R A, Liggett T M. Ergodic theorems for weakly interacting infinite systems and the voter model. The Annals of Probability, 1975, 3(4): 643—663.
- [34] Mobilia M, Redner S. Majority versus minority dynamics: Phase transition in an interacting two-state spin system. Physical Review E, 2003, 68(4):046106.
- [35] Sznajd - Weron K, Sznajd J. Opinion evolution in closed community. International Journal of Modern Physics C, 2000, 11(6):1157—1165.
- [36] Li J, Li R D, Kato J. Future trust management framework for mobile ad hoc networks. IEEE Communications Magazine, 2008, 46(4):108—114.
- [37] Bondy J A, Murty U S R. Graph theory with applications. London: Macmillan, 1976.
- [38] Jiang J L, Wang H X, Li W M. A trust model based on a time decay factor for use in social networks. Computers & Electrical Engineering, 2020, 85: 106706.
- [39] Chen X, Zhang X, Xie Y, et al. Opinion dynamics of social-similarity-based hegselmann - krause model. Complexity, 2017, 2017:1820257.
- [40] Niwattanakul S, Singthongchai J, Naenudorn E, et al. Using of Jaccard coefficient for keywords similarity// Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists. Hong Kong, China: IMECS, 2013:380—384.

(责任编辑 杨可盛)