

# 建筑行业群体应激行为治理的社会网络视角分析

高凤妮, 周恩毅

(西安建筑科技大学管理学院, 陕西 西安 710055)

**摘要:** 从社会网络分析的视角出发, 运用社会网络理论和方法对建筑行业群体应激行为的信息传播机制以及在社会影响下的网络个体的演化过程进行研究. 通过分析、掌握建筑行业群体事件社会网络中信息流动和传播途径, 以及群体应激行为在群体事件中发展轨迹和特点, 以帮助建立和完善地方政府将“以人中心”的柔性治理和“以制度为中心”的刚性治理相结合的刚柔并济、行之有效的治理建筑行业群体应激行为的公共危机风险控制机制, 形成反应灵敏、运转高效、功能齐全的建筑行业风险防范管理体系.

**关键词:** 建筑行业; 群体应激行为; 社会网络分析; 社会影响; 社会参与者

**中图分类号:** C91

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1006-7930(2014)04-0546-07

随着我国城市化进程加快, 建筑行业发展迅速, 越来越多的农民工加入到城镇建设大军中来, 并形成一个复杂的农民工社会网络. 他们在为经济建设作出贡献的同时, 也衍生出一系列影响社会稳定的因素, 近年来因农民工讨薪等引起的群体性事件屡见不鲜, 农民工讨薪、维权手段越来越极端, 急需引起有关部门高度重视. 社会网络是由一群行动者、这群行动者间的关系以及这些关系所构成的网络结构所组成, 信息的流传正是受社会关系与社会网络结构所影响的. 群体事件参与者是社会群体事件信息传播的主体, 群体事件情境下的信息传播的内容、速度、效果等与现实社会中普遍存在的复杂社会网络息息相关.

社会网络(Social Network)是指社会行动者及其之间关系的集合, 它有一个或多个特定类型的相互依存, 如价值观、理想、观念、友谊、血缘关系、喜欢不喜欢、冲突或贸易等, 由此产生复杂的社会网络图形结构<sup>[1]</sup>. 社会网络分析(Social Network Analysis, SNA)就是对社会网络中的关系和结构进行量化分析的艺术和技术, 可用于描述和测度网络社群行动者或参与者之间的关系, 以及经由这些关系流动的各种有形或无形的东西, 并对这些关系建立模型, 进而研究这些关系与个体行为之间的相互影响<sup>[2]</sup>. 社会网络分析关注的是“个体之间关系”, 是从“关系”角度来揭示社会情境与个体的心理和行为的互动影响, 即个体可以能动地构造他们的关系网络, 同时这些关系又反过来影响个体的心理与行为, 这种效应称为影响效应. 社会行动者及其间关系的集合构成社会网络并以其相对稳定的模式形成社会结构. 如图1所示就是一个简单的社会网络结构, 它反映了这个结构中的参与者人与人间的人际关系.

在群体事件信息传播研究中, “边”可以表示群体事件信息传播的路径. 关系即行动者之间在发生互动的基础上建立起来的某些特定的联系以及这些联系的方式. 常常代表的是具有某些具体内容或者实质性的现实发生的联系. 社会网络结构中的“关系”是复杂多样的, 每个行动者都与其它行动者有或多或少的联系, 从而形成了多元关系网络. 在这里, “参与者或节点”可视为信息传播主体, “关系”可用于表示信息传播主体之间的某些特定的联系, “边”则表示

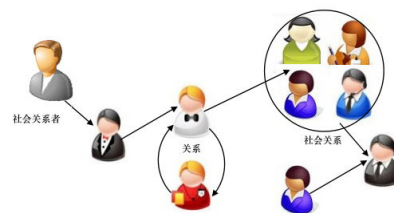


图1 人际关系图  
Fig.1 Interpersonal flow

信息传播的途径或路径. “节点”与“关系”共同构成群体性事件信息传播的载体, 形成群体性事件信息传播的社会网络, 通过参与者间的相互作用直接影响节点的行为; 同时, 通过影响“参与者”的态度和认识使其在群体性事件情境下的行为模式发生改变. 这种影响我们称为社会影响(Social Influence), 主要指由于他人或团体的意见或行为所形成的一种社会压力, 使得个人的意见或行为改变的一种社会现象, 包括从众、顺从与服从<sup>[4-6]</sup>. 从这个意义上说, 社会网络的基本结构、社会成员在网络中的位置及其关系决定了群体性事件信息的传播路径、传播速度, 社会影响决定了群体性事件信息传播范围和传播效果, 这为群体性事件信息传播机理和有效的管控研究提供了一个新视角.

群体性事件情境下舆论的形成与传播是一个典型的复杂系统的演化过程, 在群体性事件信息传播中,

收稿日期: 2013-04-07

修改稿日期: 2014-08-01

基金项目: 陕西省社科联课题(2012Z035)

作者简介: 高凤妮(1972-), 女, 副教授, 博士生, 主要从事思想政治教育与危机管理方面的研究. E-mail:47829335@qq.com

有大量影响传播的不确定因素,如个体本身的意识形态、利益背景、心理因素的变化、媒体间以及媒体与个体间的相互影响、个体间大量意见的交换与态度的改变等等,无一不体现出社会网络的复杂性与不确定性特征.以往人们对传播问题的研究,其基本假设是把社会网络看成是规则网络,例如流行病学模型、犯罪网络模型等<sup>[4, 12-16]</sup>.

以上研究结果表明,人际网络的拓扑结构决定了群体性事件信息在复杂网络中的传播速度和范围,活跃的重要影响力社会行动者或参与者造成的长程联系是加速危机信息传播中“正面信息”、“流言”、“谣言”迅速蔓延的关键所在.群体性事件传播中,由于其社会地位不同,处于信息极端闭塞和受教育程度高、判断力强的两类社会个体在社会网络分析图上形成不同的地位,使其处于的网络位置对于网络的进化和发展起到不同的影响力,针对不同节点的特点,在群体事件信息流的管控、疏导与预测中不能同等对待,并应该对网络中信息流影响力较大的参与者或节点进行有效地利用.现实世界社会网络结构的上述特征决定了群体性事件信息传播中各利益相关者之间通过信息的沟通表现出了高度聚簇性和网络连通性,一方面加速了群体性事件信息扩散的速度(如谣言的传播等),另一方面也为实现群体性事件信息传播控制与管理提供了一种有力的工具.

## 1 建筑行业中群体性事件中个体社会影响力分析

群体性事件中的信息传播作为一种异化情境下的特殊信息传播形态存在于复杂互动的社会网络之中,在这里“点”可视为信息传播主体,“关系”可用于表示信息传播主体之间的某些特定的联系,“边”则表示信息传播的途径或路径.“主体”与“关系”共同构成群体性事件信息传播的载体,形成群体性事件信息传播的社会网络.通过“主体”间的相互作用直接影响“主体”的行为;同时,通过影响“主体”的态度和认识使其在群体性事件情境下的行为模式发生改变.因此如何理解和掌握群体性事件中的社会影响,对于群体性事件的管理和疏导起到至关重要的作用,本节从社会影响的视角来分析和解决如何通过社会网络分析提高群体性事件高效的管理和疏导.

在社会网络分析中,常常用图  $G = \{V, E\}$  来表示一个社会网,该图包括顶点和边,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  表示顶点或节点的集合,  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  表示边或连接的集合,如图2所示即为一个典型的社会网络.

社会网络一般可用矩阵法与社群图来进行描述.矩阵法,即把社会网络中的每个节点分别按行与列的方式排列即可形成网络矩阵.社会网络分析方法作为一种较为成熟的社会学方法,逐渐形成了许多特有的分析概念与特征,如密度、中心度、派系、凝聚子群等<sup>[7-8]</sup>.

## 2 社会网络中重要影响者检测方法

社会网络中的行动者或参与者(Actors/Participants),根据其在社会网络内在结构(包括参与者和边)中自己所处的位置不同而起到不同的作用.如果参与者处于网络的中心位置,则该参与者会起到指挥官的作用.另一方面,与其连接较多的参与者或经常被网络中的其他个体连接到的参与者,可以认为是比较受欢迎或比较受关注的角色,则该参与者往往具有传播信息的优势.了解参加者和他们的角色可以帮助我们更好地控制网络内部的信息流动.在一些应用领域中,关键参与者可以迅速传播信息,这对于一些灾难、危机或群体性事件中的信息传播和管控具有重要的作用.

对于该问题的研究,被称为标识或检测社会网络中最具影响力参与者问题(或称为关键参与者问题).许多研究者已经在该领域进行了深入的研究<sup>[6, 13, 19-21, 23]</sup>.在这些研究中,通过量化参与者在社会网络通信结构中的重要性,很多学者已提出了许多基于不同测度的检测方法,包括确定的节点中心地位、核心地位、外围和影响个别参与者的社会资本测度等.在某些具体的应用研究中,为了研究一个参与者(节点)的重要性,展开了从消费者网络到恐怖分子网络等一系列深入的研究,这些研究主要侧重于网络中信息的流动和控制,通过查找节点间信息交换的模式以及信息传播的路径,以期获得网络中改变信息传播与管控的方法

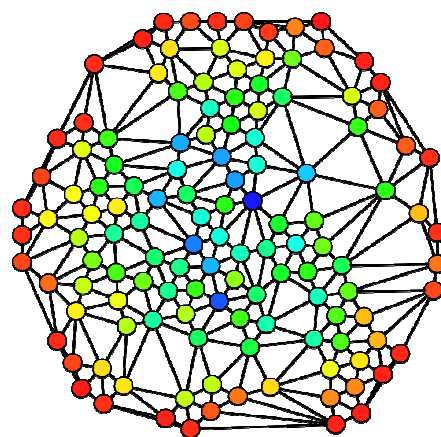


图2 社会网络图例示  
Fig. 2 Social network diagram

和途径. 从局部视角来看, 社会影响力是从节点 A 到 B 的一种具有方向性的影响力; 从全局视角来看, 一些节点内在具有比其他节点较高的社会影响力, 这是由这个社会网络的内在结构决定的, 对于该问题的研究称为重要参与者或重要社会影响参与者问题<sup>[21]</sup>, 其主要用来寻找社会网中处于快速传播或获取信息、态度、影响能力的参与者. 该问题的典型应用如在公共卫生安全领域, 医疗机构需要从社会中选择一部分人来推广或传播某些针对一些疾病的新治疗技术, 如新的戒毒治疗方法等. 现实生活中有很多这样的例子可以看做是重要参与者正问题. 在所有的这些应用中, 都是在社会网络中寻找哪些具有重要社会影响力的节点, 通过这些节点可以快速的传播或接收信息、态度和正确或错误的行为等. 在本文研究的建筑业群体性事件信息传播应用中, 将检测或寻找社会网络中具有较高能力传播或接收危机信息的参与者问题, 为了研究该问题我们采用以下假定, 即假定在社会网络中信息的流动沿着最短的路径进行传递和传播<sup>[20]</sup>. 关于社会影响力在社会网络结构中的研究, 很多前期研究工作已经展开, 他们往往沿用中心度和连接性的概念去研究网络中最具有影响力的参与者问题, 比如基于信息熵的方法<sup>[20]</sup>, 基于邻接度的方法<sup>[24]</sup>, 基于距离的方法<sup>[21]</sup>等.

## 2.1 基于信息熵的方法

Ortiz-Arroyo 和 Hussain 在解决 KPP 问题的时候提出了一种基于香农信息论中信息熵的方法去辨识或检测社会网络中的重要影响力参与者<sup>[20]</sup>. 信息熵主要是用来测度通信过程中噪声信道所能传递信息的总量, 它是量化系统中接收一条信息的不确定程度. 在一个离散系统中, 离散随机变量  $X$  有个  $n$  值, 概率密度函数为  $p(x)$ , 则随机变量  $X$  的信息熵  $H(X)$  定义为

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2 p(x_i) \quad (1)$$

为了应用公式(1)中熵的概念, 就必须找到具有  $n$  个参与者的社会网络  $G$  的概率函数  $\gamma = p(x)$ . 结合中心度的概念, Ortiz-Arroyo 和 Hussain 定义  $\gamma(v)$  为社会网络  $G$  中的到每一个节点  $v$  的最短路径的长度除以节点  $v$  到  $G$  中所有其它节点的路径的总和, 即:

$$\gamma(v_i) = \text{TotalPath}(v_i) / \sum_{i=1}^n \text{TotalPath}(v_i) \quad (2)$$

其中:

$$\text{TotalPath}(v_i) = \sum_{i \neq j} \text{Path}(v_i, v_j), \quad \text{Path}(v_i, v_j) = \begin{cases} 1 & \text{If there is a (shortest) path between } v_i \text{ and } v_j \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

$n$  是网络中节点或参与者的数目,  $\text{Path}(v_i, v_j)$  是个二进制函数, 表示节点  $v_i$  和  $v_j$  之间是否存在连接,  $\text{TotalPath}(v_i)$  表示网络  $G$  中节点  $v_i$  到其它所有节点的路径的总和, 这些路径从一个节点到其它所有节点的可能路径表明了该节点的可达性. 这里有一个假设就是那些容易分割网络结构的节点, 当移除掉的时候将会减少网络中其它节点间路径的个数, 也就是说会影响网络的内聚度. 式中节点间的最短路径可以采用一些常用的最短路径计算方法, 如采用狄克斯特拉算法来求解最短路径. 公式(1)测度了网络中节点的连接性, 概率密度函数  $r(v_i)$  采用节点  $v_i$  的连接性来测度网络中心度. 应用概率密度函数  $r(v_i)$  和中心度的概念到香农的熵定义式, 就可以以此来估算网络图  $G$  的中心度, 将其可以定义为熵中心度:

$$H_{ce}(G) = -\sum_{i=1}^n \gamma(v_i) \log_2(r(v_i)) \quad (3)$$

为了测度每一个节点将网络连接在一起的能力, 首先计算社会网络  $G$  的熵中心度  $H_{ce}(G)$ , 然后每次移除一个节点计算剩余节点的熵中心度  $H_{ce}(G_{v_i})$ , 则  $H_{ce}(G)$  和  $H_{ce}(G_{v_i})$  之间的差别较大的节点具有较大的社会影响.

## 2.2 基于可达度的重要影响力节点识别方法

另外一个重要参与者识别方法是基于可达性来度量连接度, 该测度是社会网络内聚性的一个重要属性. 给定一个社会网络  $G$ , 计算网络中每一个节点的可达节点总和, 把其作为一个图的内聚性的度量. 换句话说, 社会网络  $G$  的可达性  $R(G)$  可按式(3)来定义:  $R(G) = \sum_{i=1}^n \text{Reach}(v_i)$ . 其中:  $n$  是社会网络  $G$  节点的个数,  $R(G)$  代表到除了节点  $v_i$  自身外的其它节点的可达性.  $R(G)$  测度社会网络  $G$  的总体可达性, 可以表示网络  $G$  的内聚性程度. 该方法与其它度量方法的主要不同是该方法测度内聚性通过直接连接而不是通过其它概念比如中心度和距离来测度. 很明显, 具有网络碎片的网络中具有较小的可达性, 故  $R(G)$  较小.

类似于基于信息熵的检测方法, 该方法按如下步骤检测最具影响力的参与者, 对于社会网络  $G$  中的每



个节点  $v_i$ , 首先将其从网络中移除, 然后计算网络中剩余节点的内聚性, 节点的网络分割能力通过移除该节点后网络内聚性的变化大小来度量, 该方法可以数字来精确地定义网络参与者的社会影响力大小, 这种变化越大则表明该参与者具有更大的社会影响力, 反之亦然. 为了使不同的网络具有可比性, 可以采用正则化的方法来对内聚性进行归一化处理.

### 2.3 基于信息熵可达度的重要影响参与者检测方法

前面讨论的几种方法目的都是在社会网络中解决检测重要影响力参与者问题, 由于各个方法所采用的核心测度尺度不同, 往往导致得到的结果存在差异. 基于熵的方法<sup>[20]</sup>主要考虑最短路径的数目分布概率, Borgatti<sup>[21]</sup>的方法主要是考虑不同节点去除后导致网络内部机构产生碎片而引起的网络内聚性的变化. 由于这些方法采用的是单一的测度, 在某些情况下这些方法或许会失效, 因此可以综合考虑多种方法的优点, 而将各种方法结合在一起考虑. 因此本文设计了一个基于熵可达度的重要影响参与者检测方法, 该方法引用网络内节点间的可达性概念, 将之作为节点间连接度的测度, 同时将网络熵作为其一个辅助测度, 而这两个测度之间的协调可以通过平衡因子进行平衡, 详细过程如算法 1 所示.

#### 算法1: 基于熵可达度的重要影响参与者检测方法

输入:  $G = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_i, \dots, v_N\}$ ,  $N$  is the number of vertices in  $G$ ;

$\alpha$  the balance factor of Entropy and Reachability;

$\delta$  the threshold for ranking;

输出:  $Rank_{HR}(G)$

1 Calculate the initial entropy ( $H_{ce}(G)$ ) of the graph  $G$ ;

2 Calculate the initial entire graph reachability ( $R(G)$ );

3 While  $\forall v_i \in V$  in the graph  $G$

4  $G_i = \{G - v_i\}$ ;

5 Compute  $H_{ce}(G_i)$  and  $R(G_i)$ ;

6  $H_D(G_i) = H_{ce}(G) - H_{ce}(G_i)$ ;

7  $R_D(G_i) = R(G) - R(G_i)$ ;

8 End

9 Normalizing  $H_D(G): H_D(G) \xleftarrow{\text{Normalizing}} H_D(G)$ ;

10 Normalizing  $R_D(G): R_D(G) \xleftarrow{\text{Normalizing}} R_D(G)$ ;

11  $HR_D(G)_i = \alpha H_D(G)_i + (1 - \alpha) R_D(G)_i (i = 1, \dots, N)$ ;

12 Output the top  $k$  ranked nodes  $Rank_{HR}(G) = \{v_1, \dots, v_k\}$  as the key participants, such that its values is greater than or equal to  $\delta$ , which is a user-specified threshold.

算法 1 中所示,  $\alpha$  是计算每一个参与者的熵和可达性的平衡因子,  $\delta$  是控制最终结果的排序阈值. 为了测度网络中的每一个节点聚合整个网络的能力, 算法将节点  $v_i (i = 1, \dots, n)$  从图  $G$  中移除, 在图  $G_i = \{G - v_i\}$  中同时计算  $R(G_i)$  和  $H_{ce}(G_i)$ . 在每一个节点移除后, 考虑初始图中  $R(G)$  和  $H_{ce}(G)$  与  $R(G_i)$  和  $H_{ce}(G_i)$  之间的差异, 那些导致差异较大的节点则具有在网络中传播或交换信息的较大的能力, 这些节点就是具有较大社会影响力的参与者. 为了平衡熵和可达性, 算法中对  $R(G_i)$  和  $H_{ce}(G_i)$  分别进行了规一化以使其具有可比性, 并采用平衡因子  $\alpha$  控制熵和可达性之间的平衡, 最后算法选择前  $k$  个具有较大影响力的参与者节点集  $Rank_{HR}(G) = \{v_1, \dots, v_k\}$  作为最后的输出结果, 其中这些节点的综合影响力的值大于或等于用户设定的阈值  $\delta$ . 在算法 1 中计算图  $G$  中的每个节点的最短路径算法可采用狄克斯特拉算法<sup>[25]</sup>, 而每一个节点的可达性的计算采用深度优先搜索算法求得<sup>[26]</sup>:

## 3 模拟仿真

为了测试社会网络中重要社会影响力参与者检测算法, 本节采用文献中经常使用的社会网络例子进行模拟仿真<sup>[21]</sup>, 该社会网络数据如图 3 所示. 文中采用 Matlab 2012a 编程实现算法 1, 并运行该程序在实

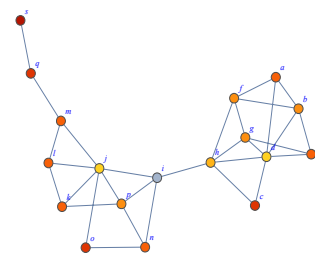


图3 具有19个节点的社会网络图  
Fig. 3 A social network diagram of 19 nodes

例网络上进行最具有社会影响力参与者检测,同时将该算法与文献中给出的方法进行检测结果对比.运行程序的计算机配置如下:个人PC, CPU 3.0 GHz(Intel core duo processor), 内存 2GB, 操作系统 Windows 7.0 OS with SP2.

考虑图3所示的具有19个节点的示例网络<sup>[21]</sup>,该网络有两个社团分别由两个参与者 $h$ 和 $i$ 将二者联系在一起.如图3所示,如果缺少了参与者 $h$ ,则信息的流动就会中断,该社会网络就会成为两个分离的小网络.同时如果移除了参与者 $i$ 则该社会网络会被打断成为具有九个节点的社团.据此我们可知,节点 $i$ 和 $h$ 在该网络的信息流动和传播中占有很重要的地位.同时注意到节点 $m$ 和 $q$ 在该社会网络中的信息流动和传播中也具有较大的影响力.总地来说,通过我们手工的分析可知在该社会网络中,参与者 $h$ ,  $i$ ,  $m$ 和 $q$ 将会是潜在的重要影响力参与者.现在将本节的方法和文献中给出的方法应用到图3所示的网络中来检测重要社会影响力参与者,表1给出了算法1与文献中检测方法的对比结果.算法1的最重要社会影响力参与者的检测结果是 $\{h, i, m, q\}$ ,该结果与直接的观测结果吻合.基于信息熵的方法的检测结果为 $\{h, m, q\}$ ,在这些最具社会影响力的节点中没有节点 $i$ ,从图中可以看到节点 $i$ 具有向其他节点传播和交换信息的能力,说明该方法存在漏检了重要影响力的参与者.总的来讲,算法1准确一致地给出了该网络中的最具有社会影响力的节点,表明该方法具有更高的鲁棒性.

在建筑行业社会群体性事件中,所形成的社会网络中重要影响力参与者对于政府机构或相关管理人员在控制和管理信息流动中具有重要的作用和参考价值.他们可以帮助政府管理机构和相关管理人员在建筑行业群体性事件中更好的理解相关信息传播的途径和路径,以及事件发生进化的过程,这样就可以将正面的政策和信息通过其进行有效的扩散和传递,同时可以有效地防止负面或流言的扩散和传播.这里我们提供了一个有效的方法去检测群体性事件中一个社会网络的重要影响力参与者,同时我们将该方法与文献中一些现有的方法进行了对比,实验仿真结果表明该方法可以快速有效地定量化检测出社会网络中的重要影响力参与者.

## 4 社会影响力视角下的建筑行业群体行为分析

由“六度分隔”、“小世界”和“无尺度网络”组成的社会网络分析相关理论,为群体性事件的信息传播和管控研究提供了重要的社会网理论基础.建筑行业群体性事件情境下舆论的形成与传播是一个典型的复杂系统的演化过程.在群体事件信息传播中有大量影响传播的不确定因素,如个体本身的意识形态、利益背景、心理因素的变化、媒体间以及媒体与个体间的相互影响、个体间大量意见的交换与态度的改变等等,无一不体现出社会网络的复杂性与不确定性特征.从这个意义上说,社会网络的基本结构、社会成员在网络中的位置及其关系决定了群体性事件信息的传播路径、传播速度、传播范围和传播效果,社会网理论为群体性事件信息传播机理的研究提供了一个新视角.

在社会影响力视角下进行群体行为分析时,强调每个行动者都与其它行动者有或多或少的关系.把群体事件中的人与人、组织与组织之间的纽带关系看成一种客观存在的社会结构,分析这些纽带关系对人或组织的影响.因为任何个体(人或组织)与其他个体之间的关系都会对个体的行为产生影响.通过社会网络分析建立这些关系的社会网络模型,以此描述群体关系的结构,研究这种结构对群体功能或者群体内部个体的影响.

在群体行为信息传播的个体网络中(如图3所示),可以清楚地看到重要影响力参与者 $h$ 和 $i$ ,具有明显的信息传播和控制的优势,参与者在网络结构中的位置优势决定了在群体性事件的信息传播中常常成为信息传播的纽带和网络中信息流动和控制的有力的影响人.另外由于“熟人效应”使得每个个体之间关系的建立常常都是以信任为基础,因此参与者 $h$ 和 $i$ 的位置也决定了二者的信息更容易被自己的关系人信任,当然也有可能成为群体性事件传言(谣言)的核心扩散者,加强对参与者 $h$ 和 $i$ 的引导、利用和管控是群体性事件向好发展的关键.在群体性事件的信息传播中,一方面加强引导重要影响力参与者对群体性参与者的正确认识和理解,另外一方面引导重要影响力参与者传播正能量并预防和制止重要影响力参与者传播谣言或流言,使得网络中传播和扩散正确的信息.

在群体性事件中,信息传播的整体网络原本相互间并无联系的若干个网络(个人的或组织层面的),在群体性事件发生的特定情势下,通过图中网络中的重要影响力参与者就可以把相互独立的群体联系起来,形成一个整体网,在通向有价值的资源(如信息)方面,位置优势决定了竞争优势,并因此获得资源优势(特

别是信息优势), 在资源利用(如信息获得和传播)方面起到了“桥”的关键作用; 其位置优势决定了信息优势, 因此在群体性事件信息传播中具有关键作用, 加强对重要影响力参与者的疏通、控制和管理, 扩大政府相关政策和主流媒体信息扩散和传播是群体性事件信息管理的重要环节。

表1 示例社会网络中的重要影响力参与者检测结果  
Tab. 1 Examples of social networks showing an important influence on the test results of participants

节点 #	基于熵的方法		基于距离的方法		基于可达性的方法		算法 1(Alph=0.5)	
	$H_{ce}$	Rank	$D$	Rank	$R_D$	Rank	$HR_D$	Rank
Complete Graph	0.052 6	0	0.052 6	—	0.0526	—	0.0526	—
Node a	0.052 8	4	0.050 3	15	0.056 9	5	0.053 9	5
Node b	0.052 8	4	0.050 6	11	0.056 9	5	0.053 9	5
Node c	0.052 8	4	0.050 5	13	0.056 9	5	0.053 9	5
Node d	0.052 8	4	0.051 5	7	0.056 9	5	0.053 9	5
Node e	0.052 8	4	0.050 3	15	0.056 9	5	0.053 9	5
Node f	0.052 8	4	0.051 5	8	0.056 9	5	0.053 9	5
Node g	0.052 8	4	0.052 2	5	0.056 9	5	0.053 9	5
Node h	0.051 5	2	0.064 3	2	0.024 5	1	0.044 7	1
Node i	0.052 8	4	0.064 9	1	0.026 8	2	0.046 3	2
Node j	0.052 8	4	0.054 5	4	0.056 9	5	0.053 9	5
Node k	0.052 8	4	0.050 4	14	0.056 9	5	0.053 9	5
Node l	0.052 8	4	0.050 5	12	0.056 9	5	0.053 9	5
Node m	0.051 3	1	0.055 3	3	0.045 0	3	0.049 7	3
Node n	0.052 8	4	0.050 6	10	0.056 9	5	0.053 9	5
Node o	0.052 8	4	0.050 1	16	0.056 9	5	0.053 9	5
Node p	0.052 8	4	0.051 3	9	0.056 9	5	0.053 9	5
Node q	0.051 8	3	0.051 9	6	0.050 6	4	0.051 5	4
Node r	0.052 8	4	0.050 6	10	0.056 9	5	0.053 9	5
Node s	0.052 8	4	0.048 6	17	0.056 9	5	0.053 9	5

5 结论

社会网络是由一群行动者、这群行动者间的关系以及这些关系所构成的网络结构所组成, 信息的流传正是受社会关系与社会网络结构所影响的. 群体事件参与者是社会群体事件信息传播的主体, 群体事件情境下的信息传播的内容、速度、效果等与现实社会中普遍存在的复杂社会网络息息相关. 群体性事件情境下的社会网络具有复杂性特征, 重要影响力参与者对群体性事件的信息传播效果具有直接的影响, 也正是由于这种社会网络结构的复杂性特征决定了社会群体事件参与者在社会网络中对其他参与者影响力的大小, 一方面决定了其在群体性事件信息传播网络中扮演的角色, 另一方面也决定了信息传播的方向、速度和范围. 重要影响力参与者往往在群体性事件网络中占据“桥”的核心位置, 其位置优势决定了信息优势, 因此在群体性事件信息传播中具有关键作用, 加强对重要影响力参与者的疏通、控制和管理, 扩大政府相关政策和主流媒体信息扩散和传播是群体性事件信息管理的重要环节. 通过分析、掌握建筑行业群体事件社会网络中信息流动和传播途径, 以及群体应激行为在群体事件中发展轨迹和特点, 可以帮助建立和完善地方政府公共危机风险控制机制, 形成反应灵敏、运转高效、功能齐全的风险防范管理体系。

参考文献 References

[1] Wasserman S. Social network analysis: Methods and applications [M]. New York: Cambridge university press, 1994.  
[2] 刘军. 社会网络分析导论: An introduction to social network analysis [M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2004.  
LIU Jun. Introduction to Social Network Analysis: An introduction to social network analysis [M]. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2004.  
[3] 刘军. 法村社会支持网络: 一个整体研究的视角 [M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2006.  
LIU Jun. Social support networks of village: a whole network approach [M]. Beijing: Social Sciences Academic Press, 2006.  
[4] Brashears M E. Social Influence Network Theory: A sociological examination of group dynamics [J]. J Math Sociol, 2013, 37(3): 192-193.  
[5] PARK C H, KOO J H. An analysis of the influential relationship between cultural promotion activities and social capital in the traditional market: a comparative view with routine merchant activities [J]. J Asian Archit Build, 2014, 13(1): 71-78.  
[6] PHANG C W, ZHANG C H, SUTANTO J. The influence of user interaction and participation in social media on the consumption intention of niche products [J]. Inform Manage-Amster, 2013, 50(8): 661-672.  
[7] 林聚任. 社会网络分析 [M]. 北京: 北京师范大学出版社, 2009.  
LIN Juren.. Social Network Analysis [M]. Beijing: Beijing Normal University Press, 2009.

- [8] 罗家德. 社会网络分析讲义 [M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2005.  
LUO Jiade. Social Network Analysis Handout [J]. Beijing: Beijing: Social Sciences Academic Press, 2005.
- [9] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of 'small-world' networks [J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [10] NEWMAN M E J, WATTS D J. Scaling and percolation in the small-world network model [J]. Phys Rev E, 1999, 60(6): 7332-7342.
- [11] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks [J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [12] JAIN R K, GULBINAS R, TAYLOR J E et al. Can social influence drive energy savings? Detecting the impact of social influence on the energy consumption behavior of networked users exposed to normative eco-feedback [J]. Energ Buildings, 2013, 66:119-127.
- [13] CHAUDHURY A, BASUCHOWDHURI P, MAJUMDER S. Spread of Information in a Social Network Using Influential Nodes [M]. Berlin:Heidelberg, Springer 2012.
- [14] YANG C C, LIU N, SAGEMAN M. Analyzing the terrorist social networks with visualization tools [J]. Lect Notes Comput Sc, 2006, 3975:331-342.
- [15] KOSSINETIS G, WATTS D J. Empirical analysis of an evolving social network [J]. Science, 2006, 311(5757): 88-90.
- [16] DODDS P S, WATTS D J, SABEL C F. Information exchange and the robustness of organizational networks [J]. P Natl Acad Sci USA, 2003, 100(21): 12516-12521.
- [17] ZHAO L J, WANG X L, QIU X Y, et al. A model for the spread of rumors in Barrat-Barthelemy-Vespignani (BBV) networks [J]. Physica A, 2013, 392(21): 5542-5551.
- [18] SANTOS E E, PAN L, WILKINSON J T, et al. Infusing Social Networks With Culture [J]. Ieee T Syst Man Cy-S, 2014, 44(1): 1-17.
- [19] Ortiz Arroyo D. Discovering sets of key players in social networks [M]. London: Springer, 2010.
- [20] Ortiz Arroyo D, HUSSAIN D M A. An information theory approach to identify sets of key players [M]. Berlin Heidelberg :Springer. 2008.
- [21] BORGATTI S. Identifying sets of key players in a social network [J]. Comput Math Organiz Theor, 2006, 12(1): 21-34.
- [22] GRANOVETTER M. The strength of weak ties [J]. American journal of sociology, 1973, 78(6): 1.
- [23] TUTZAUER F. Entropy as a measure of centrality in networks characterized by path-transfer flow [J]. Soc Networks, 2007, 29(2): 249-265.
- [24] FREEMAN L C. Centrality in social networks conceptual clarification [J]. Soc Networks, 1978, 1(3): 215-239.
- [25] SKIENA S. Dijkstra's Algorithm [C]//Implementing Discrete Mathematics: Combinatorics and Graph Theory with Mathematica, Reading, MA: Addison-Wesley, 1990, 225-227.
- [26] TARJAN R. Depth-first search and linear graph algorithms [J]. SIAM journal on computing, 1972, 1(2): 146-160.

## Social network analysis on group stress behaviors governance in construction industry

GAO Fengni, ZHOU Enyi

(School of Management, Xi'an Univ. of Arch. & Tech., Xi'an 710055, China)

**Abstract:** From the perspective of social network analysis, we focused on the information dissemination mechanism and the evolution of individuals in the social network with social influence by using social network theory and method of group stress behaviors in construction industry. By analyzing the model to understand the information flow and transmission path in the construction industry group incidents and the characteristics and evolution process, local government is helped to improve the "people-centered" flexible governance and establish a "system-centric" and rigid governance combined public crisis risk control mechanism of construction industry, and thus formulate a full functional risk prevention management system.

**Key words:** construction industry; group stress behavior; social network analysis; social effect; social participants

(本文编辑 沈波)