

控制与决策

Control and Decision

社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策非合作行为管理研究

徐选华，张前辉

引用本文：

徐选华, 张前辉. 社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策非合作行为管理研究[J]. *控制与决策*, 2020, 35(10): 2497–2506.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0226>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于突发事件相似度和区间一致性的复杂偏好大群体应急决策方法](#)

Complex preference large group emergency decision method based on emergencies similarity and interval consistency

控制与决策. 2020, 35(9): 2215–2224 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1686>

[基于双层专家权重确定的风险型大群体决策](#)

Risky large group decision-making based on two-lawyer expert weight determination

控制与决策. 2017, 32(5): 885–891 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0516>

[基于累积前景理论的大群体风险型动态应急决策方法](#)

Method of dynamic emergency decision for risk type of large group based on cumulative prospect theory

控制与决策. 2017, 32(11): 1957–1965 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1218>

[基于属性多粒度的双层权重大群体决策方法](#)

Two-layer weight large group decision-making method based on multi-granularity attributes

控制与决策. 2016, 31(10): 1908–1914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1089>

[基于退出-委托动态冲突消解机制的应急大群体决策方法](#)

Emergency large group decision method based on exit-commission dynamic conflict eliminating mechanism

控制与决策. 2015(9): 1583–1590 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.1027>

社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策 非合作行为管理研究

徐选华[†], 张前辉

(中南大学 商学院, 长沙 410083)

摘要: 针对大群体应急决策中可能存在的非合作行为, 考虑决策专家的社会网络关系, 提出一种基于共识的管理大群体应急决策中非合作行为的方法。首先, 引入社会网络中基于模块度的Louvain聚类方法对大群体决策专家进行聚类, 降低大群体应急决策复杂性; 其次, 定义两种非合作行为, 并建立非合作行为的识别和检测模型; 再次, 定义信任风险系数、偏好风险系数以及综合风险系数, 通过风险系数对不同程度的非合作行为聚集进行偏好调节, 从而得到共识水平较高的决策方案; 最后, 利用“4.25西藏地震的案例”验证所提出方法的可行性和有效性。

关键词: 社会网络; 非合作行为; 大群体; 风险; 应急决策

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0226

引用格式: 徐选华, 张前辉. 社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策非合作行为管理研究[J]. 控制与决策, 2020, 35(10): 2497-2506.

Management of non-cooperative behavior in consensus-based large group emergency decision-making in social network environment

XU Xuan-hua[†], ZHANG Qian-hui

(School of Business, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: In view of the possible non-cooperative behavior in large group emergency decision-making, considering the social network relationship of decision-making experts, a consensus-based method for managing non-cooperative behavior in large group emergency decision-making is proposed. Firstly, the Louvain clustering method based on modularity in social network is introduced to cluster decision experts to reduce the complexity of large group emergency decision-making. Secondly, two kinds of non-cooperative behaviors are defined, the identification and detection model of non-cooperative behaviors is established. Then, the concepts of trust risk coefficient, preference risk coefficient and comprehensive risk coefficient are defined. These risk coefficients are used to manage the aggregation of non-cooperative behaviors in different degrees, so that a decision-making scheme with high consensus level can be obtained. Finally, the feasibility and effectiveness of the method proposed in this paper are verified by the case of the 4.25 Tibet earthquake.

Keywords: social network; non-cooperative behavior; large group; risk; emergence decision-making

0 引言

近年来, 重特大自然灾害以及公共危机事件频发, 给我国造成了巨大的经济损失。这些突发事件明显具有复杂性、不确定性、突发性、高破坏性特征^[1]。群体决策是突发事件应急管理的重要决策方式^[2], 由于应急决策涉及面较广, 参与决策的专家往往来自不同领域, 决策群体具有复杂大群体特征^[3]: 1) 群体规模比较庞大, 一般超过11人; 2) 决策问题属性呈现多维性; 3) 需要满足较高的共识水平。大群体应急决

策相较于传统的群决策, 决策问题更加复杂, 决策难度更大, 传统的群决策方法难以解决大群体决策问题^[4]。

随着大群体决策问题受到越来越多的学者关注, 一些新的决策模型被相继提出, 如: Xu等^[5]基于自组织映射和迭代算法提出了两阶段共识模型; Wu等^[6]提出了基于犹豫模糊信息和可变集群的大群体决策共识模型; Xu等^[7]提出了一种基于退出机制的大群体动态共识调节模型。这些模型和方法都包含3个主

收稿日期: 2019-02-28; 修回日期: 2019-06-03。

基金项目: 国家自然科学基金项目(71671189, 71971217); 国家自然科学基金重点项目(71790615); 中南大学研究生自主探索创新项目(2018zzts300)。

[†]通讯作者. E-mail: xuxh@csu.edu.cn.

要步骤:大群体聚类、共识实现过程和方案选择过程.其中,如何更好地实现群体共识是近年来学者研究的热点问题.

传统的共识被称为“硬共识”,共识测度的标量只有0(未达到共识)或1(实现共识)两个指标,实际决策中将共识从0调节到1十分困难,且不切实际^[8].近年来,“软共识”水平^[9]被提出并广泛运用于群决策模型.已有的研究结合大群体决策的特点,从数学的角度提出了很多实现群体共识的模型,如:Zhang等^[10]提出了考虑个体关注和个体满意度的共识测度和调节模型;Gong等^[11]基于原始对偶线性规划理论提出了两类最小成本共识模型;Liu等^[12-13]基于直觉模糊集和语言模糊集,结合Heronian算子为群体决策提出了一种聚类和权重确定的新方法;Wu等^[14]考虑社会网络下专家之间的信任关系,提出了基于信任的共识模型.但是,实际的大群体决策问题不能仅仅考虑数学模型,决策者的心理行为和决策时的实际表现同样值得关注和考虑,这是因为在实际决策过程中存在很多非合作行为^[8].考虑决策过程中可能存在的非合作行为,有利于保证决策品质.

目前,已有少数针对非合作行为的研究^[15-18].通过归纳分析可以发现:针对非合作行为的研究较少,非合作行为的管理方法单一,尤其是针对大群体应急决策,目前还没有学者对此进行研究.更重要的是,几乎所有的研究都是建立在决策专家之间相互独立、互不影响的前提下.然而,随着社交网络的发展,这种前提已经很难满足.实际上,群体决策往往是在社会网络框架下进行的,个人观点往往依靠亲朋好友或持相同观点人群得到支撑^[19-20].已有研究表明,运用社会网络分析有助于降低群体决策的复杂性,提高决策品质^[21-22].Pérez等^[23]指出,在社会网络的条件下,个体之间存在着不同的联系,对彼此的信任程度也不同,通过信任机制为群决策成员分配重要性权重可以很好地解决群体成员异构的问题.Wu等^[24]提出了基于社会网络信息的区间二元模糊TOPSIS模型,采用社会网络方法对具有社会网络联系的专家进行聚类,降低了决策复杂性.另外,以上所有的研究均未考虑群体决策风险,风险是指不利事件发生的可能性以及不利事件所导致的损失^[25].如何最大程度地降低决策风险是决策领域亟待解决的问题.

除了决策方法和共识模型以外,如何更准确全面地表示专家偏好也受到学者的关注.由于人类思维固有的不确定性和模糊性,专家很难给出确切的决策信息.近年来,用模糊集的形式表示专家偏好在群决策中得到广泛应用.如:Liu等^[26]基于直觉不确定性语言变量提出了语言几何混合算子,为多属性群决策问题提出新的决策方法;Ding等^[27]针对群决策聚类

问题,提出了基于稀疏表示的直觉模糊聚类方法.在应急决策领域,徐选华等^[28]定义了直觉模糊数相似度公式,并提出多部门多指标的复杂大群体应急决策方法;李永义等^[29]利用区间直觉模糊数的得分函数,对地震应急服务点进行选址;Xu等^[30]基于区间直觉模糊数,提出了多阶段冲突型大群体应急决策方法.另外,区间直觉模糊数的使用对决策专家的知识水平并没有要求,只需专家给出模糊打分,相比于其他形式的偏好打分机制具有直观、简洁、易表达的特征^[28].因此,本文采用区间直觉模糊数的形式表示专家偏好.

综上,本文基于社会网络分析,针对大群体应急决策中可能存在的非合作行为,提出一种基于共识的风险性大群体应急决策非合作行为管理方法.首先,根据专家的社会网络关系,得到专家的信任关系矩阵并对专家进行聚类,进而得到各个聚集的偏好矩阵和聚集权重;其次,定义偏好风险系数、信任风险系数、综合风险系数和非合作行为的概念,并建立非合作行为的共识调节模型;最后,根据得分函数确定方案排序,从而得到最优的决策方案.

1 问题描述与方法原理

1.1 问题描述

1.1.1 大群体应急决策

设 M 个应急决策成员 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$ ($M \geq 11$) 构成大群体^[17]; $\omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ 表示专家权重矢量,且 $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$. $X = \{x_1, x_2, \dots, x_P\}$ 表示 P 个可行备选方案; $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ 表示方案的属性集合; $W = \{w_1, w_2, \dots, w_N\}$ 表示属性的权重矢量,且 $\sum_{j=1}^N w_j = 1$. $V^i = (\tilde{a}_{lj}^i)_{P \times N}$ 为成员 e_i 对第 l 个方案的第 j 个属性的决策偏好值.

1.1.2 非合作行为

大群体应急决策中的决策成员来自不同领域,具有不同知识背景,甚至代表着不同的利益主体,决策成员的复杂性导致非合作行为广泛存在于大群体应急决策过程中.非合作行为的存在会严重影响应急决策的品质,因此,在大群体应急决策过程中,应建立非合作行为的识别和管理机制.

非合作行为的专家可以归结为以下 4 种类型^[31]: 1) 坚持认为自己的观点是正确的专家或经验丰富的人; 2) 对全局情况掌握较多的高层领导; 3) 具有特立独行个性的成员,他们敢于发表自己的意见,一般不具有从众心理; 4) 与决策结果具有某种相关利益的利益相关者.对不同类型的非合作专家应采

用不同处理方式,对第1类和第2类非合作专家的意见要高度重视,而对第3、第4类非合作的意见则要慎重考虑。非合作行为主要表现为:1)不愿意修改主观意见,或者修改程度很小;2)为了某种利益,与群体意见相背离。

1.1.3 区间直觉模糊数

定义1 设论域为一个非空有限集合,称 $\tilde{a} = \{\langle x, \tilde{\mu}_a(x), \tilde{\nu}_a(x) \rangle | x \in X\}$ 为区间直觉模糊集, $\tilde{\mu}_a(x) = [\mu_a^L(x), \mu_a^U(x)]$ 和 $\tilde{\nu}_a(x) = [\nu_a^L(x), \nu_a^U(x)]$ 表示 X 中元素 x 属于 \tilde{a} 的隶属度和非隶属度, $0 \leq \mu_a^U(x) + \nu_a^U(x) \leq 1$, $\tilde{\mu}_a(x) \subset [0, 1]$, $\tilde{\nu}_a(x) \subset [0, 1]$.

令 $\tilde{\pi}_a(x) = (\pi_a^L(x), \pi_a^U(x))$, $\pi_a^L(x) = 1 - \mu_a^U(x) - \nu_a^U(x)$, $\pi_a^U(x) = 1 - \mu_a^L(x) - \nu_a^L(x)$. 称 $\tilde{\pi}_a(x)$ 为 X 中元素 x 属于 \tilde{a} 的犹豫度区间。为简便起见,通常将区间直觉模糊数表示为 $\tilde{a} = ([a, b], [c, d])$, 犹豫度 $\tilde{\pi}_a = [e, f] = [1 - b - d, 1 - a - c]$.

定义2^[32] 设 $\tilde{a}_1 = ([a_1, b_1], [c_1, d_1])$ 和 $\tilde{a}_2 = ([a_2, b_2], [c_2, d_2])$ 为任意两个区间直觉模糊数, 定义如下运算法则:

$$\begin{aligned} 1) \quad & \tilde{a}_1 + \tilde{a}_2 = \\ & ([a_1 + a_2 - a_1 a_2, b_1 + b_2 - b_1 b_2], [c_1 c_2, d_1 d_2]); \\ 2) \quad & \tilde{a}_1 \cdot \tilde{a}_2 = \\ & ([a_1 a_2, b_1 b_2], [c_1 + c_2 - c_1 c_2, d_1 + d_2 - d_1 d_2]). \end{aligned}$$

定义3^[32] 设 $\tilde{a} = ([a, b], [c, d])$ 为一个区间直觉模糊数, 定义 $\Delta(\tilde{a})$ 为 \tilde{a} 的得分函数, $H(\tilde{a})$ 为 \tilde{a} 的精确函数。其中: $\Delta(\tilde{a}) \in [-1, 1]$, $H(\tilde{a}) \in [0, 1]$, 有

$$\Delta(\tilde{a}) = (a - c + b - d)/2, \quad (1)$$

$$H(\tilde{a}) = (a + b + c + d)/2. \quad (2)$$

定义4^[32] 设 \tilde{a}_1 和 \tilde{a}_2 为任意两个区间直觉模糊数, 根据得分函数和精确函数, 其排序规则定义如下:

1) 若 $\Delta(\tilde{a}_1) < \Delta(\tilde{a}_2)$, 则 $\tilde{a}_1 < \tilde{a}_2$.

2) 若 $\Delta(\tilde{a}_1) = \Delta(\tilde{a}_2)$, 则:

① 若 $H(\tilde{a}_1) = H(\tilde{a}_2)$, 则 $\tilde{a}_1 = \tilde{a}_2$;

② 若 $H(\tilde{a}_1) < H(\tilde{a}_2)$, 则 $\tilde{a}_1 < \tilde{a}_2$.

定义5^[33] 设 $d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2)$ 为两区间直觉模糊数距离, $E(\tilde{a})$ 为模糊集 \tilde{a} 的模糊熵, 则

$$d(\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) = \frac{1}{4} [|a_1 - a_2| + |b_1 - b_2| + |c_1 - c_2| + |d_1 - d_2| + |e_1 - e_2| + |f_1 - f_2|], \quad (3)$$

$$E(\tilde{a}) = \frac{\min\{d(\tilde{a}, \tilde{p}), d(\tilde{a}, \tilde{q})\}}{\max\{d(\tilde{a}, \tilde{p}), d(\tilde{a}, \tilde{q})\}}. \quad (4)$$

其中: $\tilde{p} = \{\langle x, [1, 1], [0, 0] \rangle | x \in X\}$, $\tilde{q} = \{\langle x, [0, 0], [1, 1] \rangle | x \in X\}$.

1.2 方法原理

1.2.1 社会网络分析

社会网络分析有3种常见的表示形式^[24]:社会关系矩阵、网络关系图以及代数式表示,具体形式如图1所示。本文采用其中的网络关系图表示形式,即社会网络是由一组节点 E 和一组边 L 组成的社会结构。本文中节点 i 代表决策者 e_i , 有向边代表节点之间的信任关系, 被箭头所指的点表示被信任的专家。例如:由 e_1 点出发到 e_2 、 e_3 、 e_4 的有向边, 表示专家 e_1 与 e_2 、 e_3 、 e_4 有联系并且专家 e_1 信任 e_2 、 e_3 、 e_4 。

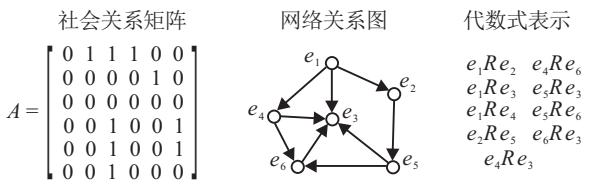


图1 社会网络分析的不同表示形式

1.2.2 社会网络中心度

中心度是分析社会网络中节点重要性的有用工具,包括个体点度中心度和个体接近中心度。个体点度中心度表示节点在局部的中心性,反映该节点与其他节点的交互能力。点度中心度包括点出度和点入度,点出度表示节点与其他节点的联系程度,点入度则表示被其他节点信任的程度。

定义6 设 P_{in}^i 和 P_{out}^i 表示专家 e_i 的标准化点入度和标准化点出度, 则

$$P_{\text{in}}^i = \frac{N_{\text{in}}^i}{L}, \quad (5)$$

$$P_{\text{out}}^i = \frac{N_{\text{out}}^i}{L}. \quad (6)$$

其中: N_{in}^i 表示社会网络图中箭头指向 e_i 的个数, N_{out}^i 表示由 e_i 发出的箭头个数, L 为总边数。

个体接近中心度^[34]表示网络中某一节点与其他节点之间的接近程度。一个节点到所有其他节点的最短路径距离之和的倒数表示个体接近中心度。

定义7 设 $L(e_i, e_j)$ 表示 e_i 与 e_j 的最短距离, 专家 e_i 的个体接近中心度 $C(e_i)$ ^[34] 为

$$C(e_i) = \left[\sum_{j=1}^M L(e_i, e_j) \right]^{-1}. \quad (7)$$

1.2.3 社会网络Louvain聚类

Louvain 算法是基于模块度的社区发现算法, 该算法能够发现层次性的社区结构, 并且计算效率和效果都表现较好。其优化目标是最大化整个社区网络的模块度, 被广泛应用于社会网络聚类中。

定义8^[35] 模块度是评估一个社区网络划分质量好坏的指标, 表示社区的紧密程度, 其定义如下:

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_i \sum_j \left[A_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \delta(c_i, c_j). \quad (8)$$

其中: m 表示所有边的权重和; A_{ij} 表示节点 i 与节点 j 之间边的权重, 当网络不是加权图时, 边的权重均为 1; k_i 表示所有与节点 i 相连的边的权重之和; c_i 表示节点 i 所属于的聚集, 如果 i 和 j 属于同一聚集 c , 则 $\delta(c_i, c_j) = 1$, 否则 $\delta(c_i, c_j) = 0$.

定义 9^[35] ΔQ 表示模块度的变化量, 其定义如下:

$$\Delta Q = \left[\frac{\Sigma_{in} + 2k_{i,in}}{2m} - \left(\frac{\Sigma_{tot} + k_i}{2m} \right)^2 \right] - \left[\frac{\Sigma_{in}}{2m} - \left(\frac{\Sigma_{tot}}{2m} \right)^2 - \left(\frac{k_i}{2m} \right)^2 \right]. \quad (9)$$

其中: Σ_{in} 表示聚集 c 中所有边的权重和, Σ_{tot} 表示与聚集 c 中的点相连的边的权重和, k_i 表示与点 i 相连的边的权重和, $k_{i,in}$ 表示 i 与聚集 c 中的点相连的边的权重之和.

2 社会网络下基于共识的非合作行为管理

2.1 基于大群体社会网络关系聚类

目前, 大群体应急决策大多依据专家偏好的一致性程度作为聚类标准, 该方法忽略了决策专家之间的内在联系. 在社会网络的环境下, 一些决策专家可能因为某些联系或利益关系而具有相同的观点, 根据专家联系进行聚类更具有客观性. 因此, 本文采用社会网络中的 Louvain 方法, 依据决策专家之间的联系对专家进行聚类.

Louvain 算法主要有以下两个步骤: 1) 根据专家社会网络关系, 将含 M 个节点的有向图转换为无向图. 将每个点视为一个聚集, 然后将聚集的邻居节点合并到同一聚集, 再利用式(9)计算 ΔQ . 循环迭代, 直到每个聚集的 ΔQ 不再变化且为最大的正 ΔQ . 2) 将得到的聚集视为节点, 节点之间边的权重由相应两个聚集中的节点之间边的权重之和给出, 重复步骤 1), 直到整体模块度不再变化. 通过以上两个步骤, 将决策成员聚集成 K 个聚集, 第 k 个聚集记为 C^k , 其成员数为 n_k . 另一方面, 社会网络中, 中心性是判断专家重要性程度的重要指标, 因此, 根据专家在社会网络中的位置以及相互联系可以确定每个专家的权重, 并进一步得到每个聚集的权重.

根据专家个体点度中心度和个体接近中心度, 专家 e_i 的权重为

$$\omega_i = \frac{1}{2} \left(\frac{P_{in}^i + P_{out}^i}{\sum_i (P_{in}^i + P_{out}^i)} + \frac{C(e_i)}{\sum_i C(e_i)} \right); \quad (10)$$

聚集 C^k 的权重为

$$\mu_k = \sum_{i \in C^k} \omega_i; \quad (11)$$

聚集 C^k 的偏好矩阵为

$$G_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in C^k} v_{lj}^i; \quad (12)$$

群体偏好矩阵为

$$R = \sum_{k=1}^K \mu_k \cdot G_k. \quad (13)$$

2.2 大群体共识测度

理想的大群体决策是得到完全一致的决策结果, 然而这几乎很难实现. 实际决策中设定阈值为 ϕ , 当群体的共识水平达到这个阈值时, 即认为可以得到一致的决策方案. 同时为了保证应急决策的时效性, 设共识调节的最大迭代次数为 T , 当调节次数 $t > T$ 时, 自动退出调节模型. 共识测度包括以下两个方面:

1) 各个聚集的共识水平 $CT(C^k)$, 即

$$CT(C^k) = \frac{1}{P \times N} \sum_{l=1}^P \sum_{j=1}^N (1 - d(G_k, R)); \quad (14)$$

2) 大群体共识水平 GCT , 即

$$GCT = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K CT(C^k). \quad (15)$$

2.3 非合作行为分析与管理

大群体应急决策共识达成过程中, 一些专家或群体为了维护某些利益, 常常存在拒绝改变偏好、不诚实表示偏好、与群体意见偏差较大等非合作行为, 这些行为的存在严重影响大群体应急决策的效率和质量. 本文基于聚集的共识水平以及聚集主观修改偏好程度与客观建议修改程度的对比, 对非合作行为进行分析, 量化了非合作行为的程度, 并针对不同情况, 提出不同的管理方法.

2.3.1 识别非合作行为

首先, 通过聚类和共识测度, 得到聚集以及大群体的共识水平, 若大群体共识小于阈值, 则聚集共识小于群体共识的聚集需要适当修改聚集偏好. 聚集的客观建议修改系数 σ_k^O ^[17] 为

$$\sigma_k^O = \left[\frac{(1 - CT(C^k)) - (1 - GCT)}{1 - CT(C^k)}, \frac{(1 - CT(C^k)) - (1 - \phi)}{1 - CT(C^k)} \right]. \quad (16)$$

聚集结合修改建议以及共识偏差程度给出了主观偏好修改范围 $\sigma_k^S = [\sigma_k^{Sl}, \sigma_k^{Su}]$, 偏好的实际调节系数为 σ_k^t .

定义 10 设 $a = [a^l, a^u]$ 和 $b = [b^l, b^u]$ 为两个区间数, 则 $a \geq b$ 的概率^[36] 为

$$\begin{aligned} p(a \geq b) = \\ \max \left\{ 1 - \max \left\{ \frac{b^u - a^l}{(a^u - a^l) + (b^u - b^l)}, 0 \right\}, 0 \right\}. \end{aligned} \quad (17)$$

聚集的非合作程度为

$$\tau(C^k) = 1 - p(\sigma_k^S \geq \sigma_k^O). \quad (18)$$

- 1) 若 $\tau(C^k) = 0$, 则聚集 C^k 不存在非合作行为;
- 2) 若 $0 < \tau(C^k) \leq 1$, 则表明聚集 C^k 按照建议的方向进行了偏好修改, 但是修改程度较低, 低于客观建议修改程度.

这种非合作行为的存在, 表明某些专家或聚集不太愿意修改自己的意见. 这种情况的存在对决策的影响主要表现在: 偏好调节后聚集以及群体的共识水平改变较小, 需要多次共识调节才能达到设定的阈值水平.

2.3.2 管理非合作行为

对于非合作行为的管理, 社会网络分析给了一种新的解决途径. 专家之间社会网络的联系, 反映了专家的可信任水平, 结合专家的被信任程度, 可以有助于人们管理非合作行为. 本文基于社会网络分析, 考虑专家的客观可信任水平, 再结合聚集的共识水平, 定义了聚集的风险系数, 通过风险系数调节具有非合作行为聚集的偏好.

定义11 设聚集 C^k 的信任风险系数 $\theta_b^{C^k}$ 为

$$\theta_b^{C^k} = 1 - \sum_{i \in C^k} P_{in}^i. \quad (19)$$

聚集 C^k 的信任风险系数由聚集中每一个专家的标准化点入度之和与“1”的差值所确定, 表示聚集 C^k 内的专家总体的不被信任的程度, 它反映了聚集的整体信任风险水平.

定义12 设聚集 C^k 的偏好风险系数为

$$\begin{aligned} \theta_p^{C^k} = \alpha \frac{1}{P \times N} \sum_{l=1}^P \sum_{j=1}^N E(G_k) + \\ (1 - \alpha)(1 - CT(C^k)). \end{aligned} \quad (20)$$

聚集 C^k 的偏好风险系数由聚集偏好模糊熵和聚集共识水平共同确定, 它反映了聚集偏好的不确定性和偏离群体意见的程度. 本文取 $\alpha = 0.5$.

定义13 设聚集 C^k 的综合风险系数为

$$\theta^{C^k} = \beta \theta_p^{C^k} + (1 - \beta) \theta_b^{C^k}. \quad (21)$$

聚集综合风险系数由聚集的信任风险系数以及聚集的偏好风险共同决定, 它反映了聚集内的专家在信任关系与偏好表达两方面的综合风险水平. 本文取 $\beta = 0.5$.

1) 对于不存在非合作行为的聚集, 直接采用聚集

主观修改范围的平均值作为最终偏好调节系数, 即

$$\sigma_k^t = \bar{\sigma}_k^S = (\sigma_k^{Sl} + \sigma_k^{Su})/2. \quad (22)$$

2) 针对具有非合作行为的聚集, 由于非合作的程度不同, 进行非合作行为管理的标准也应有所差别. 本文根据非合作程度将非合作行为分为一般非合作行为和严重非合作行为两种类型.

设 γ 表示非合作行为的划分阈值, 当 $0 < \tau(C^k) < \gamma$ 时, 聚集 C^k 具有一般非合作行为; 当 $\gamma < \tau(C^k) \leq 1$ 时, 聚集 C^k 具有严重非合作行为.

① 一般非合作行为.

具有一般非合作行为的聚集非合作程度较小, 即聚集主观修改程度与客观建议修改程度相差较小, 聚集本身值得信赖程度较高, 聚集的信任风险较低, 决策主要风险来源于偏好风险. 另一方面, 虽然聚集内的专家主观偏好的修改使得群体共识不断提升, 但专家每轮很小幅度的修改, 使得需要进行多次共识调节, 共识达成较慢. 为了提高决策效率, 对于一般非合作行为的聚集, 在充分考虑聚集主观意见的基础上, 通过偏好风险系数修改其主观修改系数. 聚集的偏好调节系数为

$$\sigma_k^t = \bar{\sigma}_k^S + \bar{\sigma}_k^S \cdot \theta_p^{C^k}. \quad (23)$$

② 严重非合作行为.

具有严重非合作行为的聚集非合作程度较大, 聚集主观修改程度与客观建议修改程度相差较大. 同时, 聚集较高程度的非合作行为, 表明该聚集的决策风险水平较高, 即值得信任的水平较低. 因此, 对于具有严重非合作行为的聚集, 应综合考虑该聚集的信任风险和偏好风险, 即采用综合风险系数调节其主观修改系数, 同时, 为保证决策质量, 在客观调节系数和改进后的主观修改系数中, 选择较大的一个作为最终偏好调节系数, 即

$$\begin{aligned} \sigma_k^t = \\ \max \left\{ \bar{\sigma}_k^S + \bar{\sigma}_k^S \cdot \theta^{C^k}, \frac{(1 - CT(C^k)) - (1 - \phi)}{1 - CT(C^k)} \right\}. \end{aligned} \quad (24)$$

根据聚集的非合作情况得到不同的偏好调节系数后, 偏好调节公式^[3]为

$$G^k = (1 - \sigma_k^t) G^k + \sigma_k^t \cdot R. \quad (25)$$

2.4 基于共识的非合作行为管理模型

本文针对大群体应急决策共识达成过程中可能出现的非合作行为, 提出社会网络环境下基于共识的大群体应急决策中非合作行为的管理模型, 具体流程如图2所示.

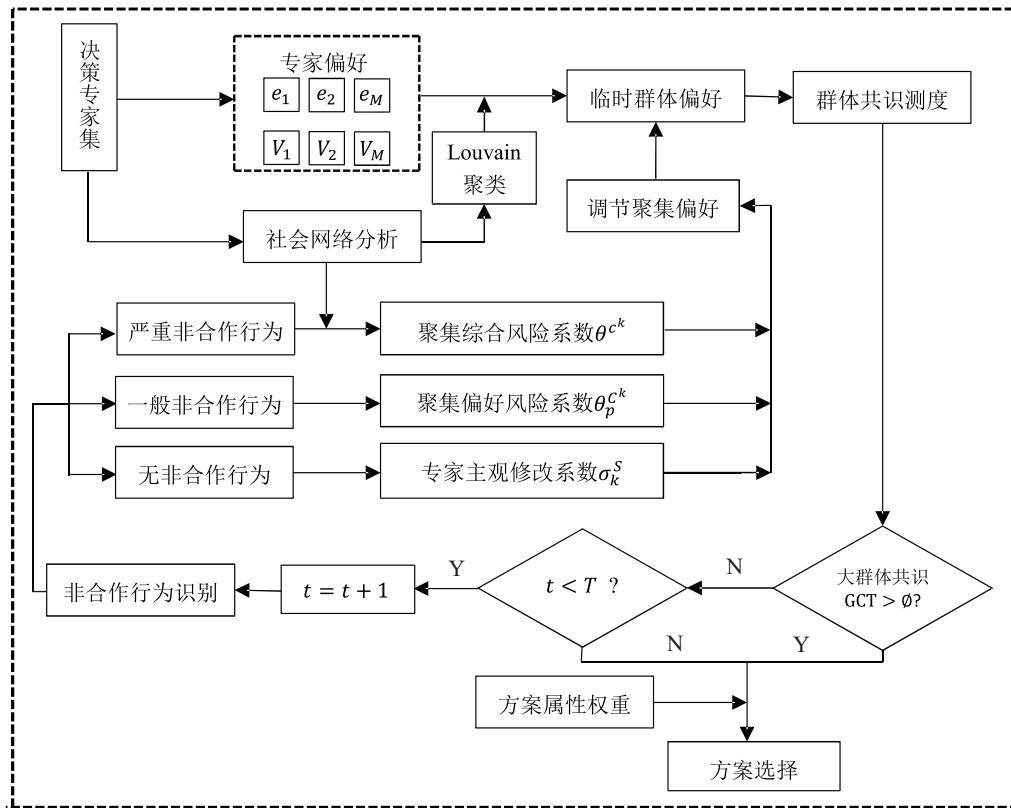


图2 非合作行为管理流程

step 1: 获得决策专家偏好及社会网络关系.

具有社会网络关系的决策专家根据掌握的信息,以区间直觉模糊数的形式对方案各属性进行打分. 同时,利用社会网络分析技术对决策专家的社会网络关系进行分析,构建决策专家社会网络关系图.

step 2: 决策大群体聚类.

利用社会网络 Louvain 方法,根据决策专家之间的联系,对大群体专家进行聚类,形成 K 个聚集,并得到每个专家和聚集的权重,以及每个聚集的偏好矩阵和群体偏好矩阵.

step 3: 大群体决策共识测度.

利用式(3)、(14)、(15)求出每个聚集的共识水平和群体的共识水平. 本文为保证决策质量和决策时效性,取群体阈值水平 $\phi = 0.85$,最大迭代次数 $T = 4$. 若群体冲突水平 $GCT \geq \phi$,则转到 step 5; 否则令 $t = t + 1$,并进入 step 4.

step 4: 聚集偏好修改及非合作行为的管理.

根据每个聚集主观修改程度与客观建议修改程度的对比,识别非合作行为,并根据非合作行为的类型,对具有非合作行为的聚集进行管理. 得到本轮实际偏好聚集后返回 step 3.

step 5: 方案选择.

通过式(13)得到最终的群体偏好矩阵 R ,再结合方案属性权重 W 以及式(1)、(2)分别计算出每个方案

的得分和精确程度,并得到方案排序.

3 案例分析

3.1 案例背景

2015年4月25日14时11分,尼泊尔发生8.1级地震,震源深度达20 km. 受此强地震的影响,我国西藏自治区日喀则地区定日县于当日17时17分,发生5.9级地震,震源深度20 km. 地震发生后,自治区党委迅速采取行动,明确把救人放在首位,迅速启动地震应急预案级响应,命令区、市、县有关领导和地震、民政、卫生、交通、通信、武警、消防等有关部门迅速赶赴震区一线,查看灾情、组织抗震救灾,并成立了由16位专家组成了应急指挥部,经过分析,确定了3个备选方案:

x_1 :成立突击应急小分队,深入灾区,了解灾区具体情况,并指导灾区人民进行自救;同时,调派武警官兵抢通救援道路,调派外界救援物资,并组织抢险小组对通讯、电力设施进行抢修,待突击小队反馈有效信息后,进一步部署救援工作.

x_2 :组织医疗抢险队与突击应急小分队一起进入灾区,对有需要的灾民迅速进行救助;同时,调派武警官兵抢通救援道路,调派外界救援物资,并组织抢险小组对通讯、电力设施进行抢修,待突击小队反馈有效信息后,进一步部署救援工作.

x_3 :派遣大量武警官兵与医疗抢险队迅速进入灾区,对受伤灾民进行救助并组织受灾群众转移;同时,调派武警官兵抢通救援道路,调派外界救援物资,并组织抢险小组对通讯、电力设施进行抢修.

针对以上3个方案,大群体应急决策专家确定“成本效益”“方案时效性”“伤亡控制水平”为评价方案的3个属性,另外,经过商议,确定3个属性的

权重为 $W = \{0.2, 0.35, 0.45\}$.

3.2 方法步骤

step 1: 获得决策专家偏好及社会网络关系.

决策专家以区间直觉模糊数的形式对方案进行打分,部分专家偏好矩阵如表1所示.同时,利用社会网络分析技术构建决策专家社会网络关系图,如图3所示.

表1 专家偏好矩阵

X	专家	成本效益	方案时效性	伤亡控制水平	专家	成本效益	方案时效性	伤亡控制水平
x_1	1	([0.3, 0.3], [0.4, 0.7])	([0.4, 0.5], [0.4, 0.5])	([0.1, 0.2], [0.6, 0.7])	2	([0.3, 0.4], [0.5, 0.5])	([0.2, 0.3], [0.5, 0.6])	([0.2, 0.4], [0.5, 0.5])
	3	([0.1, 0.2], [0.2, 0.3])	([0.3, 0.3], [0.2, 0.2])	([0.2, 0.3], [0.3, 0.4])	4	([0.5, 0.6], [0.2, 0.3])	([0.4, 0.4], [0.3, 0.5])	([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	13	([0.4, 0.5], [0.3, 0.5])	([0.4, 0.5], [0.2, 0.4])	([0.4, 0.6], [0.3, 0.4])	14	([0.4, 0.4], [0.5, 0.5])	([0.5, 0.6], [0.3, 0.3])	([0.2, 0.3], [0.6, 0.6])
	15	([0.6, 0.6], [0.3, 0.3])	([0.2, 0.6], [0.3, 0.4])	([0.3, 0.5], [0.2, 0.4])	16	([0.5, 0.7], [0.1, 0.2])	([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])	([0.5, 0.6], [0.3, 0.3])
x_2	1	([0.6, 0.6], [0.2, 0.3])	([0.6, 0.7], [0.1, 0.2])	([0.2, 0.3], [0.3, 0.4])	2	([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.5, 0.7], [0.3, 0.3])	([0.5, 0.5], [0.5, 0.5])
	3	([0.2, 0.4], [0.1, 0.2])	([0.2, 0.3], [0.3, 0.4])	([0.2, 0.3], [0.1, 0.2])	4	([0.5, 0.6], [0.2, 0.3])	([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])	([0.5, 0.7], [0.2, 0.2])
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	13	([0.4, 0.5], [0.3, 0.4])	([0.5, 0.7], [0.1, 0.2])	([0.4, 0.6], [0.2, 0.3])	14	([0.5, 0.5], [0.3, 0.4])	([0.4, 0.6], [0.3, 0.4])	([0.6, 0.6], [0.3, 0.4])
	15	([0.6, 0.7], [0.2, 0.3])	([0.5, 0.6], [0.3, 0.3])	([0.5, 0.6], [0.3, 0.4])	16	([0.3, 0.4], [0.3, 0.5])	([0.5, 0.6], [0.4, 0.4])	([0.5, 0.5], [0.4, 0.5])
x_3	1	([0.8, 0.9], [0.1, 0.1])	([0.8, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.7, 0.8], [0.2, 0.2])	2	([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.5, 0.7], [0.1, 0.3])	([0.5, 0.6], [0.2, 0.3])
	3	([0.3, 0.3], [0.2, 0.2])	([0.2, 0.3], [0.2, 0.3])	([0.1, 0.2], [0.2, 0.2])	4	([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.6, 0.8], [0.1, 0.1])	([0.5, 0.6], [0.2, 0.3])
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
	13	([0.6, 0.6], [0.1, 0.3])	([0.5, 0.5], [0.5, 0.5])	([0.7, 0.7], [0.1, 0.2])	14	([0.8, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.7, 0.8], [0.1, 0.1])	([0.5, 0.7], [0.1, 0.2])
	15	([0.5, 0.5], [0.4, 0.5])	([0.5, 0.6], [0.2, 0.3])	([0.6, 0.6], [0.3, 0.3])	16	([0.5, 0.7], [0.3, 0.3])	([0.7, 0.8], [0.1, 0.2])	([0.6, 0.9], [0.1, 0.1])

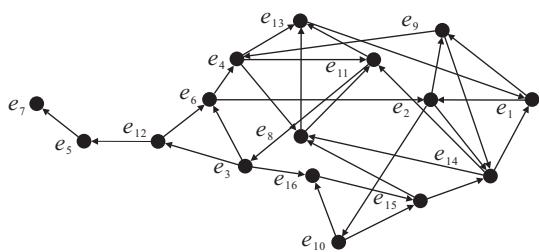


图3 专家社会网路关系

step 2: 大群体聚类.

利用社会网络基于模块度的Louvain方法,对大群体专家进行聚类,聚类结果及各个聚集的信息如表2所示.

step 3: 大群体决策共识测度.

利用式(3)、(14)、(15)求出各聚集的共识水平及群体的共识水平,初始共识水平如表3所示.

由表3可知,群体共识水平小于阈值,因此,需要

对共识水平较低的聚集进行偏好修改.

step 4: 聚集偏好修改及非合作行为的管理.

由于聚集 C^3 和 C^5 的共识水平小于群体共识水平,根据两个聚集的共识情况,给出客观建议修改系数.两个聚集内的专家通过商议给出主观调节系数区间,再根据主、客观修改系数计算两个聚集的非合作程度.两聚集的非合作程度如表4所示($\gamma = 0.5$).

由表4可知,聚集 C^3 具有一般非合作行为,聚集 C^5 具有严重非合作行为.由式(4)和(20)计算聚集 C^3 的偏好风险系数 $\theta_p^{C^k} = 0.49$,最终偏好调节系数 $\sigma_3^1 = 0.33$;由式(4)和(19)~(21)计算出聚集 C^5 的综合风险系数 $\theta^{C^k} = 0.78$,最终偏好调节系数 $\sigma_5^1 = 0.71$.利用式(24)得到两个聚集调节后的聚集偏好,再根据式(13)求出新的群体偏好,然后利用式(14)和(15)得到各聚集及群体共识.调节后的共识水平如表5所示.

表2 聚类结果及各个聚集的信息

聚集	人数	聚集权重	专家组成	偏好矩阵
C^1	4	0.28	$\{e_1, e_2, e_9, e_{14}\}$	([0.30, 0.32], [0.02, 0.03]) ([0.30, 0.40], [0.01, 0.01]) ([0.20, 0.32], [0.02, 0.03]) ([0.57, 0.61], [0.00, 0.01]) ([0.46, 0.59], [0.00, 0.01]) ([0.49, 0.53], [0.00, 0.00]) ([0.66, 0.69], [0.00, 0.00]) ([0.63, 0.69], [0.00, 0.02]) ([0.61, 0.67], [0.00, 0.00])
C^2	4	0.29	$\{e_4, e_8, e_{11}, e_{13}\}$	([0.46, 0.57], [0.00, 0.00]) ([0.37, 0.44], [0.00, 0.01]) ([0.39, 0.51], [0.00, 0.01]) ([0.51, 0.59], [0.00, 0.00]) ([0.44, 0.57], [0.00, 0.00]) ([0.49, 0.64], [0.00, 0.00]) ([0.61, 0.67], [0.00, 0.00]) ([0.44, 0.59], [0.00, 0.00]) ([0.51, 0.64], [0.00, 0.00])
C^3	3	0.19	$\{e_3, e_6, e_{12}\}$	([0.13, 0.23], [0.00, 0.01]) ([0.20, 0.23], [0.00, 0.01]) ([0.23, 0.29], [0.01, 0.02]) ([0.26, 0.35], [0.00, 0.01]) ([0.17, 0.26], [0.01, 0.02]) ([0.23, 0.32], [0.00, 0.00]) ([0.23, 0.29], [0.00, 0.00]) ([0.17, 0.29], [0.00, 0.00]) ([0.10, 0.20], [0.01, 0.01])
C^4	3	0.17	$\{e_{10}, e_{15}, e_{16}\}$	([0.48, 0.55], [0.01, 0.02]) ([0.38, 0.53], [0.01, 0.02]) ([0.35, 0.51], [0.00, 0.01]) ([0.49, 0.56], [0.00, 0.01]) ([0.46, 0.55], [0.01, 0.01]) ([0.46, 0.51], [0.01, 0.02]) ([0.51, 0.57], [0.01, 0.02]) ([0.53, 0.59], [0.00, 0.01]) ([0.49, 0.59], [0.00, 0.00])
C^5	2	0.07	$\{e_5, e_7\}$	([0.10, 0.18], [0.15, 0.24]) ([0.14, 0.18], [0.02, 0.10]) ([0.18, 0.32], [0.06, 0.13]) ([0.14, 0.22], [0.04, 0.10]) ([0.19, 0.26], [0.06, 0.13]) ([0.22, 0.38], [0.05, 0.08]) ([0.19, 0.26], [0.04, 0.08]) ([0.14, 0.22], [0.06, 0.08]) ([0.18, 0.26], [0.03, 0.10])

表3 初始共识水平

CT(C^1)	CT(C^2)	CT(C^3)	CT(C^4)	CT(C^5)	GCT
0.87	0.85	0.79	0.88	0.67	0.81

表4 聚集 C^3 和聚集 C^5 的非合作程度

	σ_k^O	σ_k^S	$\tau(C^k)$
C^3	[0.10, 0.29]	[0.20, 0.25]	0.375
C^5	[0.42, 0.54]	[0.30, 0.50]	0.75

表5 调节后的共识水平

CT(C^1)	CT(C^2)	CT(C^3)	CT(C^4)	CT(C^5)	GCT
0.91	0.92	0.83	0.93	0.90	0.90

由表5可知,群体共识水平大于共识阈值,停止迭代,转step 5.

step 5: 方案选择.

通过式(1)求得每个方案的得分为 $\Delta(x_1) = 0.32, \Delta(x_2) = 0.46, \Delta(x_3) = 0.52$.再根据定义4的排序规则,得到最终方案排序为 $x_3 \succ x_2 \succ x_1$,即 x_3 为最优决策方案.

3.3 方法比较与讨论

为了说明本文方法的合理性和优势,将本文方法与文献[17]的方法进行对比.将文献[17]的非合作行为处理方法应用到本文的案例中,结果如表6所示.

表6 文献[17]方法得到的结果

C^k	μ_k	μ_k^t	σ_k^t	CT(C^k)	GCT	rank
C^1	0.28	0.30	0	0.91		
C^2	0.29	0.32	0	0.91		
C^3	0.19	0.17	0.3	0.81	0.88	$x_3 \succ x_2 \succ x_1$
C^4	0.17	0.19	0	0.94		
C^5	0.07	0.02	0.45	0.82		

由表6可知,两种方法的最优方案均为 x_3 ,从而表明了本文方法的合理性.此外,以非合作行为聚集偏好调节系数和最终群体共识水平为指标,将本文方法与文献[17]的方法进行进一步对比,结果如表7所示.

表7 对比分析

方法	σ_k^t 的确定	GCT
本文	由风险系数客观计算	0.90
文献[17]	主观确定	0.88

综上,本文相对于文献[17]的方法,主要有以下3个优势:1)本文通过社会网络分析获得专家之间的信任关系,通过区间直觉模糊数体现专家偏好的不确定性,并结合信任风险系数和偏好风险系数客观计算出非合作行为聚集的偏好调节系数,方法上更具有客观性;2)本文方法在处理非合作行为聚集以及最终共识达成阶段,群体共识水平提高程度更高,有利于

减少决策时间,更符合应急决策的时效性要求;3)本文通过Louvain聚类降低了决策复杂性,相比于传统的根据偏好聚类的方法,本文考虑了专家之间固有的联系,在当今社交网络广泛普及,甚至公众参与决策的大环境下,更具有现实意义。

4 结 论

本文针对大群体应急决策过程中可能出现的非合作行为,从社会网络分析的角度出发,提出了一种社会网络环境下基于共识的风险性大群体应急决策中非合作行为的管理模型。一方面,该模型考虑了大群体应急决策专家基于社会网络的联系性,通过社会网络分析以及基于模块度的Louvain聚类方法对专家进行聚类,在降低了决策复杂度的同时也使得专家权重和聚集权重的确定更为客观。另一方面,模型考虑了决策风险,根据聚集的非合作程度,将聚集非合作行为分为两类,然后从偏好风险和信任风险等不同风险角度,提出了不同的偏好调节办法。

本文的研究也存在一定局限性,如:社会网络分析需要提前获得专家之间的联系,分析结果的可靠性依赖于专家之间联系的完整性。未来的研究将进一步考虑通过社会网络分析,对专家决策行为进行分析,从行为的角度研究非合作行为,并将决策中可能出现的少数意见和非合作行为同时进行分析,从而更好地管理大群体应急决策中的非合作行为。

参考文献(References)

- [1] 计雷,池宏,陈安.突发事件应急管理[M].北京:高等教育出版社,2006: 15-17.
(Ji L, Chi H, Chen A. Emergency management of emergency[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006: 15-17.)
- [2] Cosgrave J. Decision making in emergencies[J]. Disaster Prevention and Management, 1996, 5(4): 28-35.
- [3] Xu X H, Liang D, Chen X H, et al. A risk elimination coordination method for large group decision-making in natural disaster emergencies[J]. Human & Ecological Risk Assessment An International Journal, 2015, 21(5): 1314-1325.
- [4] Labella A, Liu Y Y, Rodriguez R M, et al. Analyzing the performance of classical consensus models in large scale group decision making: A comparative study[J]. Applied Soft Computing, 2017, 67: 677-690.
- [5] Xu Y J, Wen X W, Zhang W C. A two-stage consensus method for large-scale multi-attribute group decision making with an application to earthquake shelter selection[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 116: 113-129.
- [6] Wu Z B, Xu J P. A consensus model for large-scale group decision making with hesitant fuzzy information and changeable clusters[J]. Information Fusion, 2018, 41: 217-231.
- [7] Xu X H, Zhong X Y, Chen X H, et al. A dynamical consensus method based on exit-delegation mechanism for large group emergency decision making[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 86: 237-249.
- [8] Zhang H J, Palomares I, Dong Y C, et al. Managing non-cooperative behaviors in consensus-based multiple attribute group decision making: An approach based on social network analysis[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 162: 29-45.
- [9] Dong Y, Zhang H, Herrera-Viedma E. Consensus reaching model in the complex and dynamic MAGDM problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 106: 206-219.
- [10] Zhang H J, Dong Y C, Herrera-Viedma E. Consensus building for the heterogeneous large-scale GDM with the individual concerns and satisfactions[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(2): 884-898.
- [11] Gong Z W, Zhang H, Forrest J, et al. Two consensus models based on the minimum cost and maximum return regarding either all individuals or one individual[J]. European Journal of Operational Research, 2015, 240(1): 183-192.
- [12] Liu P D, Chen S. Group decision making based on Heronian aggregation operators of intuitionistic fuzzy numbers[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(9): 2514-2530.
- [13] Liu P D, Liu J L, Merigó J M. Partitioned Heronian means based on linguistic intuitionistic fuzzy numbers for dealing with multi-attribute group decision making[J]. Applied Soft Computing, 2018, 62: 395-422.
- [14] Wu J, Chiclana F. A social network analysis trust consensus based approach to group decision-making problems with interval valued fuzzy reciprocal preference relations[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 59: 97-107.
- [15] Palomares I, Martínez L, Herrera F. A consensus model to detect and manage noncooperative behaviors in large-scale group decision making[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(3): 516-530.
- [16] Quesada F J, Palomares I, Martínez L, et al. Managing expert behavior in large-scale consensus reaching processes with uninorm aggregation operators[J]. Applied Soft Computing, 2015, 35: 873-887.
- [17] Xu X H, Du Z J, Chen X H. Consensus model for multi-criteria large-group emergency decision making considering non-cooperative behaviors and minority opinions[J]. Decision Support Systems, 2015, 79: 150-160.
- [18] Dong Y C, Zhang H J, Herrera-Viedma E. Integrating experts' weights generated dynamically into the consensus reaching process and its applications in managing non-cooperative behaviors[J]. Decision

- Support Systems, 2016, 84: 1-15.
- [19] Liang Q, Liao X W, Liu J P. A social ties-based approach for group decision-making problems with incomplete additive preference relations[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 119: 68-86.
- [20] Pérez L G, Mata F, Chiclana F, et al. Modelling influence in group decision making[J]. Soft Computing, 2016, 20(4): 1653-1665.
- [21] Pérez L G, Mata F, Chiclana F. Social network decision making with linguistic trustworthiness-based induced OWA operators[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2014, 29(12): 1117-1137.
- [22] Chu J F, Liu X W, Wang Y M. Social network analysis based approach to group decision making problem with fuzzy preference relations[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2016, 31(3): 1271-1285.
- [23] Pérez I J, Cabrerizo F J, Alonso S, et al. A new consensus model for group decision making problems with non-homogeneous experts[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014, 44(4): 494-498.
- [24] Wu T, Liu X W, Liu F. An interval type-2 fuzzy TOPSIS model for large scale group decision making problems with social network information[J]. Information Sciences, 2018, 432: 392-410.
- [25] Kaplan S, Garrick B J. On the quantitative definition of risk[J]. Risk Analysis, 1981, 1(1): 11-27.
- [26] Liu P D, Jin F. Methods for aggregating intuitionistic uncertain linguistic variables and their application to group decision making[J]. Information Sciences, 2012, 205: 58-71.
- [27] Ding R X, Wang X Q, Shang K, et al. Sparse representation-based intuitionistic fuzzy clustering approach to find the group intra-relations and group leaders for large-scale decision making[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2019, 27(3): 559-573.
- [28] 徐选华, 蔡晨光, 王佩, 等. 面向具有多部门多指标特征的复杂大群体应急决策方法[J]. 控制与决策, 2016, 31(2): 225-232.
(Xu X H, Cai C G, Wang P, et al. Emergency decision-making method for complex large groups with multi-sectoral and multi-index characteristics[J]. Control and Decision, 2016, 31(2): 225-232.)
- [29] 李永义, 周正华, 范燕, 等. 基于区间直觉模糊数的地
震应急服务点选址模型[J]. 防灾减灾工程学报, 2013,
33(6): 725-729.
- (Li Y Y, Zhou Z H, Fan Y, et al. Seismic emergency service point location model based on interval intuitionistic fuzzy number[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2013, 33(6): 725-729.)
- [30] Xu X H, Cai C G, Chen X H, et al. A multi-attribute large group emergency decision making method based on group preference consistency of generalized interval-valued trapezoidal fuzzy numbers[J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2015, 24(2): 211-228.
- [31] Xu X H, Du Z J, Chen X H, et al. Confidence consensus-based model for large-scale group decision making: A novel approach to managing non-cooperative behaviors[J]. Information Sciences, 2019, 477: 410-427.
- [32] 徐泽水. 区间直觉模糊信息的集成方法及其在决策中的应用[J]. 控制与决策, 2007, 22(2): 215-219.
(Xu Z S. Integration method of interval intuitionistic fuzzy information and their application to decision making[J]. Control and Decision, 2007, 22(2): 215-219.)
- [33] 高志海, 魏翠萍. 一种区间直觉模糊熵公式及其应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(2): 53-55.
(Gao Z H, Fan C P. An interval intuitionistic fuzzy entropy formula and its application[J]. Computer Engineering and Application, 2012, 48(2): 53-55.)
- [34] 陈远, 刘欣宇. 基于社会网络分析的意见领袖识别研究[J]. 情报科学, 2015, 33(4): 13-19.
(Chen Y, Liu X Y. Research on opinion leaders recognition based on social network analysis[J]. Information Science, 2015, 33(4): 13-19.)
- [35] Blondel V D, Guillaume J L, Lambiotte R, et al. Fast unfolding of communities in large networks[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2008, 2008(10): 105-118.
- [36] Xu Z S. Dependent uncertain ordered weighted aggregation operators[J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 310-316.

作者简介

徐选华(1962—),男,教授,博士生导师,从事大数据决策理论与方法、信息系统与决策支持系统、应急管理与决策、风险分析与管理等研究, E-mail: xuxh@csu.edu.cn;

张前辉(1993—),男,硕士生,从事大数据决策理论与方法、应急管理与决策、风险分析与管理的研究, E-mail: zhqh@csu.edu.cn.

(责任编辑: 李君玲)