

控制与决策

Control and Decision

社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用

徐选华, 余紫昕

引用本文:

徐选华, 余紫昕. 社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用[J]. *控制与决策*, 2022, 37(1): 175–184.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1789>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于云模型和多层权重求解的多粒度语言大群体决策方法](#)

Multi-granularity linguistic large group decision-making based on cloud model and multi-layer weight determination
控制与决策. 2021, 36(9): 2257–2266 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0102>

[考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法](#)

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations
控制与决策. 2021, 36(4): 983–992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

[考虑社会网络邻接关系的群体判断矩阵决策方法](#)

Group preference relations decision making approach based on social network adjacency relations
控制与决策. 2021, 36(4): 983–992 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0817>

[大群体应急决策中考虑属性关联的偏好信息融合方法](#)

Preference information fusion method of large groups emergency decision-making based on attributes association
控制与决策. 2021, 36(10): 2537–2546 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0117>

[考虑时间序列的动态大群体应急决策方法](#)

Dynamic large group emergency decision-making method considering time series
控制与决策. 2020, 35(11): 2609–2618 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0088>

社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用

徐选华[†], 余紫昕

(中南大学 商学院, 长沙 410083)

摘要: 针对社会网络环境下复杂大群体应急决策中决策属性信息难以获得问题, 提出社会网络环境下公众行为大数据驱动的大群体应急决策方法. 首先, 通过挖掘社交平台上的公众行为大数据, 利用 TF-IDF、Word2vec 技术进行关键词提取、聚类及其影响力分析, 从大量行为数据中挖掘大群体决策属性信息以辅助专家决策, 使决策结果具有更高的科学性和有效性; 其次, 构建决策者间基于信任关系和观点相似度的社会网络, 采用同时考虑信任和相似度的聚类方法对决策者进行聚类, 并基于社会网络分析获得决策者权重; 然后, 提出基于决策者间信任关系的共识调整方法进行共识调整以获得最终群体决策矩阵和方案排序, 通过引入决策者客观自信度避免个别决策者过分自信行为的影响; 最后, 通过一个新冠疫情案例分析说明方法的可行性和有效性.

关键词: 社会网络分析; 公众行为大数据; 属性挖掘; 大群体; 应急决策

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1789

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 徐选华, 余紫昕. 社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法及应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 175-184.

A large group emergency decision making method and application based on attribute mining of public behaviour big data in social network environment

XU Xuan-hua[†], YU Zi-xin

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

Abstract: To solve the problem that it's difficult to obtain the information of decision attributes in the complex large group emergency decision under the social network environment, a large group emergency decision-making method driven by big data of public behavior under the social network environment is proposed. Firstly, by mining the big data of public behavior on social platforms, the TF-IDF and Word2vec technology are used for the extraction, clustering and influence analysis of keywords. Large group decision attributes and their weights are mined from a large amount of behavioral data to assist expert decision making, so as to make the decision results more scientific and effective. Secondly, a social network based on trust relationship and similarity of views among decision makers is constructed. The decision makers are clustered by a clustering method considering both trust and similarity, and the weights of decision makers are obtained based on social network analysis. Then, a consensus adjustment method considering the relationship of trust among decision makers is proposed to obtain the final group decision matrix and alternatives ranking. The objective confidence is introduced to avoid the influence of overconfidence behavior of individual decision makers. Finally, a case study about coronavirus is given to illustrate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Keywords: social network analysis; public behavior big data; attribute mining; big group; emergency decision-making

0 引言

随着信息技术的发展,网络已成为一个巨大的公众意见发表平台,事件在网络上的发酵速度极快,对于事件的应急决策而言,公众在网络上对事件的发

言具有重要参考价值.例如新冠肺炎疫情的突然袭来,对经济和社会都造成了极大不利影响,若无有效的决策支持,及时对疫情做出反应,只会让其迅速蔓延,但是特大公共安全事件具有随机突发性、快速扩

收稿日期: 2020-12-22; 修回日期: 2021-03-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71971217, 72073041); 国家自然科学基金重点项目(71790615, 91846301).

[†]通讯作者. E-mail: xuxh@csu.edu.cn.

散性等特征,面临着极大的不确定性和风险,导致其应急决策存在决策信息不完备、风险认知不足和事件预判困难等问题. 由于事件的发展可以分为不同的阶段,且不同阶段之间是逐渐推进、相互联系的,可以搜集以往阶段数据并加以利用以辅助解决当前阶段应急决策问题,从而提高应急决策的科学性和有效性^[1-3]. 社交网络平台上的行为大数据蕴含着人们的知识和智慧,但又具有量大、价值密度低等大数据特性,所以要通过挖掘社交网络大数据获得有价值的驱动决策信息. 本文以微博平台为例,挖掘其中的公众行为大数据,借助自然语言处理技术进行分析处理,得到决策属性信息以辅助专家决策,增强决策的科学性和有效性^[4-5]. TF-IDF是一种快速简单的关键词提取方法,在本文中,由于数据量大,采用此方法进行关键词提取比较合理; Word2vec是目前最常用的词嵌入模型之一,该模型考虑上下文,通用性很强. 因此本文提出通过TF-IDF技术进行关键词挖掘,通过结合Word2vec技术与聚类分析构建词向量并进行关键词相似度分析和聚类分析,通过构建关键词-文本矩阵以及微博文本影响力分析获得关键词影响力,最终获得决策属性信息.

在复杂大群体决策中,决策成员不是相互独立而是存在一定联系的,考虑决策者之间的联系,例如信任等,进行社会网络分析,这对群体聚类、达成群体共识具有重要作用^[6-8]. 文献[9]提出了一种新的基于社会网络分析的共识框架管理决策者非合作行为;文献[10]通过对决策者社会网络的连接强度和拓扑结构的分析提出了一种基于结构孔理论的决策者权重分配方法. 综上,本文通过构建决策者间的社会网络,基于社会网络分析衡量决策者在一个社会网络中的价值和重要性. 此外,本文采用概率语言术语集进行偏好表达,可以很好地反映决策者评价的不确定性和模糊性^[11-13].

在聚类方法方面,传统大群体决策一般采用基于决策者之间观点相似度的聚类方法,近年来,随着社会媒体的不断发展,决策者的社会网络关系(例如信任关系)被引入到解决群体决策问题的方法当中,但大部分文章都是单独基于观点或者社会网络关系对决策者进行聚类分析^[14-17],本文认为应当在聚类过程中同时考虑决策者之间的信任关系以及其观点相似度,因为在复杂社会网络下的大群体决策问题中,一个聚类中的决策者之间只有同时具有较高的观点相似度和足够强的信任关系,这个聚类结果才具有

较高的有效性和可执行性,由于大规模群决策的复杂性,仅考虑单一因素的聚类是不明智的^[18]. 因此,本文引入使用基本联合阈值的基于专家间信任和观点相似度的聚类方法进行聚类^[19],将其拓展至概率语言术语集环境之下,并基于社会网络分析改进决策者相似度得分和信任得分的计算.

在共识达成方面,决策者间的信任关系是决策者意见调整的重要依据^[11,20-22]. 但是,许多研究在考虑决策者对自身意见的坚持度即决策者自信度时,只考虑了决策者主观自信度,却忽视了客观自信度^[11],而通过客观自信度可以约束个别决策者过分自信行为,故本文通过客观和主观两个方面来度量决策者的自信度. 本文认为在群体共识未达到共识阈值水平时,部分决策专家需要根据群体知识调整其个人意见,本文在调整未达到共识水平的决策专家偏好时同时考虑决策专家自信度和决策专家对于群体的信任度,通过实现共识达成获得具有高稳定性和可执行性的群体决策结果.

基于上述内容,本文提出的方法思路是在社会网络环境之下,挖掘公共社交平台上的公众行为大数据,借助TF-IDF技术、Word2vec技术、聚类分析对公众行为大数据进行处理和分析^[23],从中获得决策属性信息,通过概率语言术语集进行决策专家的偏好表达,采用同时考虑信任关系和意见相似度的聚类方法,在共识达成过程中,考虑决策者的自信行为和相互信任行为,引入决策者的客观自信度以减少共识调整成本,形成一个稳定的群体决策矩阵,做出方案选择. 最后通过一个新冠疫情案例说明本文所提方法的可行性和有效性.

1 方法基础

1.1 概率语言术语集及其相关运算

定义1^[11-12] $S = \{s_{-\tau}, \dots, s_0, \dots, s_{\tau}\}$ 表示一个 $(2\tau + 1)$ 粒度的语言术语集,则概率语言术语集定义如下:

$$L(p) = \left\{ L^{(k)}(p^{(k)}) \mid L^{(k)} \in S, p^{(k)} \in [0, 1], \right. \\ \left. k = 1, 2, \dots, \#L(p), \sum_{k=1}^{\#L(p)} p^{(k)} \leq 1 \right\}. \quad (1)$$

其中: $L^{(k)}(p^{(k)})$ 表示概率为 $p^{(k)}$ 的语言术语 $L^{(k)}$, $\#L(p)$ 表示概率语言术语集中所有不同元素的个数.

概率语言术语集相关运算定义如下.

定义2^[11-13] 两个概率语言术语集相加可得

$$L(p)_3 = L(p)_1 + L(p)_2 =$$

$$\bigcup_{k_3=1,2,\dots,\#L(p)} \{L_3^{(k_3)} p_3^{(k_3)} | L_3^{(k_3)} p_3^{(k_3)} = L_1^{(k_1)} p_1^{(k_1)} \oplus L_2^{(k_2)} p_2^{(k_2)}\}, \quad (2)$$

其中 $L_3^{(k_3)} = L_1^{(k_1)} \oplus L_2^{(k_2)}$. 两个语言术语 $s_\alpha, s_\beta \in \{s_{-\tau}, \dots, s_0, \dots, s_\tau\}$ 满足计算: $s_\alpha \oplus s_\beta = s_{\alpha+\beta}$.

定义3^[11] 两个概率语言术语集之间的距离

$$|L(p)_1 - L(p)_2| = \sum_{k=1}^{\#L(p)} \left(p_1^{(k_1)} \times p_2^{(k_2)} \cdot \left| \frac{\alpha_1^{k_1} - \alpha_2^{k_2}}{2\tau} \right| \right). \quad (3)$$

其中: $\#L(p) = \#L(p)_1 + \#L(p)_2$, $\alpha_i^{k_i}$ 表示概率语言术语集 $L(p)_i$ 中第 k_i 个语言术语的下标.

定义4^[11] 概率语言术语集的期望值

$$E(L(p)) = \sum_{k=1}^{\#L(p)} \left(\frac{\alpha^{(k)} + \tau}{2\tau} \cdot p^{(k)} \right). \quad (4)$$

1.2 社会网络分析

社会网络是指社会个体成员之间通过互动关系产生联系而构成的一个交互网络. 在社会网络分析中, 通常用节点的中心性度量节点在网络中的重要性, 其中节点的接近中心度是网络分析中衡量节点在网络中的价值的指标, 接近中心性越大, 对应节点价值越高, 其影响力也越大. 因此, 本文通过节点的接近中心度衡量一个节点在网络中的影响力. 节点 e_i 的接近中心度计算如下:

$$C_i = \frac{1}{\sum_{j \neq i; e_i, e_j \in V} d(e_i, e_j)}. \quad (5)$$

其中: $V = \{e_i, i = 1, 2, \dots\}$ 表示节点集合, $d(e_i, e_j) \in [0, 1]$ 表示节点 e_j 到 e_i 的最短路径长度. 当两个节点间不存在最短路径时, 本文中令 $\sum_{j \neq i; e_i, e_j \in V} d(e_i, e_j) = \#C$, 其中 $\#C$ 为网络中所有边数之和.

1.3 信任关系

根据决策者给出的信任值 t 和不信任值 d , 得到有向决策者信任值矩阵 $\overrightarrow{\text{TFM}} = [\overrightarrow{\text{TF}}_{ij}]_{M \times M}$, 其中 $\overrightarrow{\text{TF}}_{ij} = (t_{ij}, d_{ij})$ 表示决策者 e_i 对于决策者 e_j 的信任值与不信任值对. 通过计算决策者间信任分 $\overrightarrow{\text{TS}}_{ij} = \frac{t_{ij} - d_{ij} + 1}{2}$ 得到决策者间信任分矩阵 $\overrightarrow{\text{TSM}} = [\overrightarrow{\text{TS}}_{ij}]_{M \times M}$.

定义5 uninform trust weighted average^[19,24-25] (UTWA) $\{\vec{\mu}_i = (t_i, d_i) | i = 1, 2, \dots, n, n \geq 2\}$ 是一个至少含有两个元素的集合, $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)^T$ 是其对应权重矢量. 其中: $\varepsilon_n \in [0, 1], \sum_{j=1}^n \varepsilon_j = 1$. UTWA

运算定义如下:

$$\text{UTWA}(\vec{\mu}_1, \vec{\mu}_2, \dots, \vec{\mu}_n) = \begin{cases} \left(\frac{\prod_{i=1}^n (t_i)^{\varepsilon_i}}{\prod_{i=1}^n (t_i)^{\varepsilon_i} + \prod_{i=1}^n (1 - t_i)^{\varepsilon_i}}, \right. \\ \left. \frac{\prod_{i=1}^n (d_i)^{\varepsilon_i}}{\prod_{i=1}^n (d_i)^{\varepsilon_i} + \prod_{i=1}^n (1 - d_i)^{\varepsilon_i}} \right), \vec{\mu}_i \notin \{(0, 1), (1, 0)\}; \\ (0, 0), \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

令 $t_{\sigma(h)}$ 表示集合 $\{t_1, \dots, t_N\}$ 中第 h 大的值, $T = \sum_{i=1}^N t_i$, 则第 h 大的值对应权重的计算 Yager 提出的基于有序加权平均算子 (OWA) 的方法^[26] 如下:

$$\varepsilon_{\sigma(h)} = Q\left(\frac{t_l}{T}\right) - Q\left(\frac{t_{l-1}}{T}\right). \quad (7)$$

其中: $t_l = \sum_{h=1}^l t_{\sigma(h)}, l = 1, 2, \dots, N; Q$ 表示实现映射: $Q: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 的模糊量词的基本单位-区间单调 (basic unit-interval monotone, BUM) 隶属度函数, $Q(x) = x^\alpha$, 本文中 α 取值为 1.

2 方法原理

2.1 问题描述

设决策者集合为 $\Omega = \{e_i | i = 1, 2, \dots, M\}$, 决策者权重集合为 $\omega = \{\omega_i | i = 1, 2, \dots, M\}$, 且 $\sum_{i=1}^M \omega_i = 1$, 备选方案集合为 $X = \{x_i | i = 1, 2, \dots, P\}$, 方案属性集合为 $A = \{a_j | j = 1, 2, \dots, N\}$, 属性权重集合为 $W = \{w_j | j = 1, 2, \dots, N\}$, 且 $\sum_{j=1}^N w_j = 1$. 决策者间有向信任矩阵为 $\overrightarrow{\text{TFM}} = [\overrightarrow{\text{TF}}_{ij}]_{M \times M}$, 通过计算决策者间信任分得到信任分矩阵 $\overrightarrow{\text{TSM}} = [\overrightarrow{\text{TS}}_{ij}]_{M \times M}$, $\overrightarrow{\text{TS}}_{ij}$ 表示决策者 e_i 对 e_j 的信任分, 决策者个人偏好矩阵 $P^{e_l} = [p_{ij}^{e_l}(p)]_{P \times N}$, $p_{ij}^{e_l}(p) = \left\{ p_{ij}^{e_l(k)}(p^{(k)}) \right\}_{\substack{\#p_{ij}^{e_l}(p) \\ k=1}} \in S, p^{(k)} \in [0, 1], k = 1, 2, \dots, \#p_{ij}^{e_l}(p), \sum_{k=1}^{\#p_{ij}^{e_l}(p)} p^{(k)} \leq 1$. 其中: $p_{ij}^{e_l}(p)$ 表示决策者 e_l 对方案 i 的属性 j 的评估值, 用概率语言术语集表示.

2.2 方法框架

本文提出的方法分为两个阶段, 如图1所示.

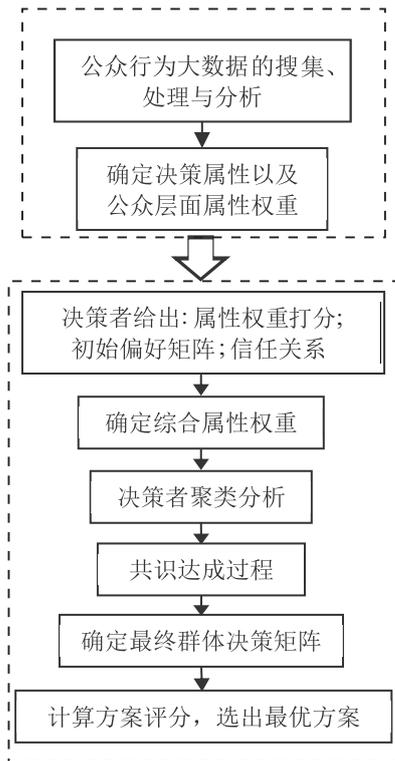


图1 社会网络环境下基于公众行为大数据的大群体决策方法框架

在图1中:第1阶段是对公众行为大数据的搜集、处理与分析,以挖掘出决策属性信息;第2阶段是决策过程,融合决策者的个人决策结果得到最终群体决策矩阵,做出方案选择.

2.3 属性确定

1) 公众行为大数据获取.

公众的情绪、观点、意见等通常通过其行为表现出来,公众行为数据主要分为内容行为数据和操作(交互)行为数据,其中前者主要为发表的文字内容,后者主要为公众点赞、评论、转发行为数据.本文基于Python语言通过爬虫技术爬取新冠疫情关键词下的原创微博数据,数据主要包括发博者Id、发博者昵称、博文文本内容、发布时间、点赞数、转发数、评论数,共7个字段内容,记搜集的微博数据总数为 Z .

2) 属性及其权重确定.

通过分析内容行为数据,对原始博文数据进行预处理,筛选掉无用词语,然后通过TF-IDF技术提取出所有原创微博文本内容的关键词,提取关键词总数记为 H ,记 $\text{Key} = [\text{key}_j]_{1 \times H}$ 为关键词集合,其中 key_j 表示第 j 个关键词.通过Word2vec技术构建词向量并对关键词进行相似度分析,进而通过Matlab将关键词基于层次聚类法聚类到 K 不同的集合中,决策专家根据其知识经验对获得的属性集合进行筛选确定最终 N 个关键词集合,记为 $\text{Att}_i, i = 1, 2, \dots, N$,可作为评价方案的 N 个属性.

将博文转发、点赞、评论数之和作为博文影响力衡量数据,通过映射函数将博文影响力数据映射到 $[0, 1]$ 区间^[27],得到标准化后的博文影响力向量 $\text{Impact_text} = [\text{im}_1, \text{im}_2, \dots, \text{im}_Z]^T$.构建关键词-博文文本矩阵 $\text{Show_count} = [\text{show_count}_{mn}]_{H \times Z}$,确定每个关键词在每个博文文本中出现的次数,其中 show_count_{mn} 表示关键词 m 在博文文本 n 中出现的次数.关键词影响力向量 Impact_key 计算如下:

$$\text{Impact_key} = \text{Show_count} \times \text{Impact_text} = [\text{impact_key}_j]_{H \times 1}, \quad (8)$$

则集合 i 的相对影响力计算如下:

$$\text{Impact_attribute}[i] = \sum_{\text{key}_j \in \text{Att}_i} \text{impact_key}_j. \quad (9)$$

进而基于相对影响力计算公众层面属性权重

$$W^s = \left\{ w_i^s \mid w_i^s = \frac{\text{Impact_attribute}[i]}{\sum_{i=1}^N \text{Impact_attribute}[i]}, i = 1, 2, \dots, N \right\}. \quad (10)$$

决策专家对属性进行打分,对所有专家打分求均值得到专家层面属性权重

$$W^e = \left\{ w_i^e \mid w_i^e = \frac{\sum_{j=1}^M w_i^{e_j}}{M}, i = 1, 2, \dots, N \right\}, \quad (11)$$

其中 $w_i^{e_j}$ 表示决策者 e_j 对属性 i 的评分.

综合公众层面和专家层面的属性权重,得到最终综合属性权重

$$W = \left\{ w_i \mid w_i = \frac{w_i^s + w_i^e}{2}, i = 1, 2, \dots, N \right\}. \quad (12)$$

2.4 概率语言术语集下基于信任-相似度分析的聚类方法

1) 决策者间观点相似度.

决策者间的观点相似度基于决策者偏好之间的加权欧氏距离进行衡量^[19].根据决策者偏好 P^{e_l} 、 P^{e_h} 以及属性权重 $W = \{w_j \mid j = 1, 2, \dots, N\}$, $\sum_{j=1}^N w_j = 1$,决策者 e_l 与 e_h 之间的相似度计算如下:

$$\text{SD}_{lh} = 1 - \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^N w_j |p_{ij}^{e_l}(p) - p_{ij}^{e_h}(p)|^2}. \quad (13)$$

2) 决策者间无向信任矩阵.

两个决策者对于对方的信任度不一定一致,由于聚类方法要求,在聚类时要考虑决策者之间的综合信任程度,需要获得决策者间的无向信任关系矩阵.先通过式(4)计算决策者评估矩阵的期望值矩阵,再通过式(6)的UTWA算子计算两个决策者之间的综合

信任度

$$TF_{lh} = TF_{hl} = UTWA(\overrightarrow{TF}_{lh}, \overrightarrow{TF}_{hl}). \quad (14)$$

由此获得决策者间的无向信任矩阵TFM, 进一步计算获得决策者间无向信任分矩阵TSM.

3) 决策大群体聚类.

本文采用基于决策者之间亲密度的聚类方法, 同时考虑信任关系与观点相似度. 首先, 将决策者之间的信任值与观点相似度进行融合, 得到决策者之间的亲密度^[19]

$$CD_{lh} = \sqrt{\beta_1^2 \cdot TS_{lh}^2 + \beta_2^2 \cdot SD_{lh}^2}. \quad (15)$$

其中: β_1^2 、 β_2^2 分别表示信任分与观点相似度的相对重要性, 其满足 $\beta_1^2, \beta_2^2 \in [0, 1], \beta_1^2 + \beta_2^2 = 1$, 其可根据模拟聚类方法获得.

$$\text{基本联合阈值BJT} = \sqrt{\beta_1^2 \cdot \overline{TS}^2 + \beta_2^2 \cdot \overline{SD}^2}.$$

采用文献[19]中聚类方法, 基于BJT进行聚类得到聚类结果 c^1, c^2, \dots, c^K . 通过模拟聚类方法可获得信任分阈值 \overline{TS} 和相似度阈值 \overline{SD} .

2.5 决策者权重确定及大群体偏好矩阵

1) 基于聚类的决策者综合得分.

经过聚类过程得到 K 个聚类. 由于在一个社会网络中, 不同的节点对于某个节点的影响是不同的, 直接通过求均值得到某个节点在网络中的信任得分和相似度得分是不够合理的. 本文通过节点的接近中心性衡量其在该社会网络中的相对价值大小. 构建每个聚类中决策者之间基于信任和相似度的社会网络, 通过决策者之间的不信任分和偏好距离表示两个决策者之间的距离. 分析计算其接近中心度, 获得其对应信任得分和相似度得分, 对应接近中心性越大表示对应决策者在当前社会网络中受信任程度越高和观点被认可程度越高, 计算如下.

在含有 n_k 个决策者的聚类 c^k 中的决策者 e_i 的信任得分

$$T_i^k = \frac{1}{\sum_{j \neq i; e_i, e_j \in c^k} d(e_i, e_j)}, \quad (16)$$

其中 $d(e_i, e_j)$ 表示基于信任的社会网络中决策者 e_j 到 e_i 的最短路径距离.

在含有 n_k 个决策者的聚类 c^k 中的决策者 e_i 的相似度得分

$$S_i^k = \frac{1}{\sum_{j \neq i; e_i, e_j \in c^k} d(e_i, e_j)}, \quad (17)$$

其中 $d(e_i, e_j)$ 表示基于偏好相似度的社会网络中决策者 e_j 到 e_i 的最短路径距离.

融合决策者的信任分和相似度分得到聚类 c^k 中决策者 e_i 的综合得分

$$C_i^k = \sqrt{\beta_1^2 \cdot T_i^2 + \beta_2^2 \cdot S_i^2}. \quad (18)$$

2) 决策者权重.

根据每个聚类中决策者的数目给每个聚类分配聚类 c^k 权重

$$\lambda_k = \frac{n_k^2}{\sum_{i=1}^K n_i^2}. \quad (19)$$

根据决策者综合得分和式(7)计算聚类 c^k 中决策者的权重. 每个决策者最终的权重 ω_l 等于决策者所在聚类 c^k 的权重 λ_k 乘以决策者在聚类中的权重, 若在某聚类中只有一个决策者, 则对应聚类权重就是决策者权重.

2.6 大群体共识达成过程

1) 识别不满足共识阈值的决策者.

① 群体决策矩阵.

群体决策矩阵等于各决策者个人决策矩阵的加权平均值 $P^g = \sum_{l=1}^M \omega_l \cdot P^{e_l}$. 其中: ω_l 表示决策者 l 的最终权重, P^{e_l} 表示决策者 e_l 的个人决策矩阵.

② 决策者共识水平.

通过各个决策者偏好与群体偏好之间的距离^[28] 衡量决策者共识水平. 决策者共识水平计算如下:

$$\delta_i = 1 - \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^N w_j |p_{ij}^{e_i}(p) - p_{ij}^{e_g}(p)|^2}. \quad (20)$$

2) 决策者偏好修正.

① 决策者自信度.

一个决策者的自信度来自于对自身自信水平的评价, 也受限于其在当前社会网络中的价值^[29], 因此可以认为决策者自信度包括主观自信度 (S_i) 和客观自信度 (O_i). 主观自信度表示决策者自己给出的个人自信程度, 客观自信度基于决策者在当前社会网络中的影响力确定. 本文通过决策者在网络中的接近中心度衡量其在网络中的影响力. 决策者的综合自信度是主观与客观自信度的均值

$$u_i = \frac{O_i + S_i}{2}. \quad (21)$$

其中: O_i 表示决策者的客观自信度.

构建决策者之间基于信任和相似度的社会网络, 分析计算其在全局社会网络中的接近中心度, 并通过映射函数 $y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 将其接近中心度映射到 $[0, 1]$ 区间内得到最终得分^[27], 决策者的信任分 T_i 、相似度分 S_i 计算如下:

$$T_i = \frac{1}{1 + e^{-TS_i}}, \quad (22)$$

$$S_i = \frac{1}{1 + e^{-SD_i}}, \quad (23)$$

其中 TS_i 、 SD_i 根据式(16)和(17)计算得到。

融合决策者的信任分与相似度分得到决策者的综合得分作为决策者的客观自信度

$$O_i^k = \sqrt{\beta_1^2 \cdot T_i^2 + \beta_2^2 \cdot S_i^2}, \quad (24)$$

其中 β_1^2 、 β_2^2 同前文所述。

② 偏好修正.

判断群体共识水平是否满足阈值要求,若未满足,则基于群体偏好对共识水平最低的决策者进行偏好修正,使其进一步接近群体偏好,以提高共识.基于决策者自信度和其对于群体的信任度确定修正系数,决策者 e_i 对群体的信任度计算如下:

$$v_i = \frac{1}{M} \sum_{j \neq i; e_i, e_j \in \Omega} \overrightarrow{TS}_{ij}, \quad (25)$$

其中 \overrightarrow{TS}_{ij} 表示决策者 e_i 对 e_j 的信任度.

标准化后得到调整系数

$$u_i = \frac{v_i}{u_i + v_i}, \quad (26)$$

$$v_i = \frac{v_i}{u_i + v_i}, \quad (27)$$

则决策者偏好修正结果计算如下:

$$P^{ei}(q+1) = u_i \cdot P^{ei}(q) + v_i \cdot P^g(q). \quad (28)$$

其中: q 表示共识调整的第 q 阶段, $q = 0, 1, \dots$

3) 方案选择.

经过共识达成过程,确定最终群体决策矩阵为 $P^g = [p_{ij}^g]_{P \times N}$, 结合综合属性权重 $W = \{w_j | j = 1, 2, \dots, N\}$, $\sum_{j=1}^N w_j = 1$, 计算每个方案的综合得分如下:

$$x_i = \sum_{j=1}^N w_j \cdot p_{ij}^g. \quad (29)$$

根据得分确定备选方案排序,做出方案选择.

2.7 方法步骤

本文提出的社会网络环境下基于公众行为大数据属性挖掘的大群体应急决策方法共8个步骤,在 step 1 ~ step 8 中: step 1 和 step 2 为第1阶段, step 5 ~ step 8 为第2阶段,主要步骤如下.

step 1: 搜集事件相关公众行为大数据并进行预处理,筛选掉部分无效和无用词.

step 2: 通过 TF-IDF 技术提取关键词,基于 Word2vec 构建关键词词向量,并对关键词进行相似度分析和聚类,通过筛选确定最终关键词集合作为决

策属性;对博文进行影响力分析,得到关键词影响力向量,进一步计算决策属性相对影响力,通过式(10)计算公众层面属性权重.

step 3: 决策者给出决策者间的信任关系,并基于决策属性给出个人决策矩阵及对决策属性的打分.

step 4: 根据决策者的属性权重打分计算专家层面属性权重,结合公众层面和专家层面属性权重确定综合属性权重.

step 5: 计算决策者间的无向信任分矩阵 TSM 和观点相似度矩阵 SD, 然后采用基于 BJT 的信任相似度分析方法对决策者进行聚类;基于社会网络分析,根据聚类结果和式(7)、(16)~(19)计算决策者的综合得分、聚类权重及不同聚类中决策者权重,然后计算决策者在整个决策群体中的权重.

step 6: 根据决策者权重和个人决策矩阵融合得到临时群体决策矩阵;预设共识阈值为 θ , 根据式(20)计算决策者共识水平 δ_i 和群体共识水平 δ_g (δ_g 为决策者共识水平的均值),判断群体共识水平是否达到共识阈值.若是,则转 step 8;若否,则进入下一步.

step 7: 识别共识水平最低的决策者,基于决策者间的信任关系和观点相似度,根据式(21)~(28)计算偏好调整系数,进行决策者偏好调整,得到调整后的决策者个人决策矩阵,转 step 5;

step 8: 将最后的临时群体决策矩阵作为最终群体决策矩阵,根据式(29)计算每个方案的最终得分,得到方案排序,选出最优方案.

3 案例应用与对比分析

3.1 案例应用

2019年底,新型冠状病毒突然爆发并迅速蔓延,专家要做出疫情相关决策所拥有的参考信息十分有限,但是随着社会媒体的发展,全体网民都可以在公开的社交平台发表自己的意见和观点,那么社交平台上的数据就成为了有价值信息的载体,可以通过社交平台搜集公众行为数据,从中挖掘出有价值的信息驱动专家决策.根据《抗击新冠肺炎疫情的中国行动》,中国疫情主要分为5个阶段,本文针对初控阶段后的疫情防控问题,邀请20个决策专家对5个方案 $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$ 进行决策,方案主要内容如下.

x_1 = “城市间正常通行,设置疫检口,身体状况异常者立即隔离;对抗疫中英雄事迹进行宣传表彰;加强国民社会保障”.

x_2 = “疫情重点区域进行封区处理,其余正常通行,设置疫检口,来往不同城市需居家隔离,发现体征

异常者立即隔离并做核酸检测;通过微博发送疫情防控新闻,加强公众心理健康教育”。

x_3 = “各城市间正常通行,来往不同城市需进行14天隔离,学校注意关注学生身体及心理健康状态;加强医疗场所的防疫工作;通过各大微信公众号宣传防疫事项”。

x_4 = “重点疫情区域每家每户隔离处理,重点疫情城市封城处理,来往城市需提供核酸检测结果并进行14天隔离;实时通报病毒研究进展;向各市区分配物资购买额度;关注国际疫情情况,加强境外输入管理;加强公众心理疏导工作”。

x_5 = “禁止重点疫情城市的通行,来往城市需提供核酸检测结果并进行14天隔离;新闻播报疫情进

展;出台政策以缓解受疫情影响较重的行业压力;在网上设立免费心理咨询网站”。

方法应用具体步骤如下。

step 1: 本文通过新冠疫情关键词在微博平台上搜集了2019年12月29日至2020年2月20日共29万多条公众行为数据,经筛选后共使用其中3万多条数据进行处理分析。通过Python中Jieba分词和停用词词库对博文文本数据进行预处理。

step 2: 通过TF-IDF技术对预处理后的博文数据进行关键词提取。利用Word2vec技术分析关键词相似度并进行聚类,通过筛选分析得到7个属性,通过得到的属性相对影响力和式(10)计算公众层面属性权重,属性信息见表1。

表1 属性信息及其对应关键词集合部分信息

属性 (a_i)	关键词	相对影响力 Impact_attribute[i]	公众层面属性 权重 w_i^s
1.时间紧迫性	时间,一份,第1,承诺,小时,...	6 692.39	0.15
2.病毒信息及应急物资	救治,冠状病毒,原因,捐赠,物资,口罩,...	6 521.487	0.15
3.与社会大众联系紧密度	身边,聚集,调查,活动,隔离,传人,...	4 010.229	0.09
4.防控措施及病亡情况	防控,抗疫,在家,患者,群众,社区,医生,民警,...	9 428.789	0.21
5.全球疫情	湖北,武汉,美国,日本,全球,中国,政府,社会,...	4 304.724	0.10
6.复工复产及疫情后期防控	复工,结束,发热,消毒,企业,复产,密切接触,...	10 165.94	0.22
7.中国疫情防控及社会影响	出院,累计,武汉加油,一线,致敬,支持,...	534.63	0.08

step3: 由20个决策者构成专家群体,基于7个属性对5个备选方案进行评价,预设共识阈值 $\theta = 0.8$ 。决策群体对7个属性的打分均值如下: $w_1^e = 0.1, w_2^e = 0.2, w_3^e = 0.1, w_4^e = 0.15, w_5^e = 0.1, w_6^e = 0.2, w_7^e = 0.15$ 。本文采用七粒度语言术语集 $S =$

$\{s_{-3} = \text{“非常差”}, s_{-2} = \text{“很差”}, s_{-1} = \text{“差”}, s_0 = \text{“中等”}, s_1 = \text{“好”}, s_2 = \text{“很好”}, s_3 = \text{“非常好”}\}$, 决策者通过概率语言术语集给出决策者间信任关系矩阵并基于每个属性给各个方案评分,给出个人评估矩阵。例如决策者 e_1 的评估矩阵如下:

$$P^{e_1} = \begin{bmatrix} \{S_{-3}(0.1), S_{-2}(0.4), \dots, S_0(0.1), S_1(0.2)\} & \dots & \{S_{-2}(0.7), S_{-1}(0.1), S_0(0.2)\} \\ \{S_{-3}(0.2), S_{-2}(0.3), \dots, S_1(0.1), S_2(0.2)\} & \dots & \{S_{-3}(0.1), S_{-2}(0.1), \dots, S_1(0.2), S_2(0.1)\} \\ \{S_{-3}(0.2), S_{-2}(0.2), S_{-1}(0.2), S_0(0.4)\} & \dots & \{S_{-2}(0.4), S_{-1}(0.2), \dots, S_2(0.1), S_3(0.1)\} \\ \{S_{-3}(0.2), S_{-2}(0.2), \dots, S_2(0.1), S_3(0.1)\} & \dots & \{S_{-3}(0.1), S_{-2}(0.1), \dots, S_1(0.2), S_2(0.2)\} \\ \{S_{-3}(0.1), S_{-2}(0.4), \dots, S_1(0.1), S_2(0.2)\} & \dots & \{S_{-3}(0.1), S_{-2}(0.3), \dots, S_2(0.1), S_3(0.1)\} \end{bmatrix}_{5 \times 7}$$

结合决策者个人决策矩阵,通过式(4)计算决策者基于每个属性对每个方案的评估期望值矩阵。

根据决策者给出的信任关系矩阵,通过式(4)可计算决策者之间的信任期望值矩阵如下:

$$\overrightarrow{\text{TFM}} = \begin{bmatrix} (0.5833, 0.4167) & (0, 1) & \dots & (0.6238, 0.3833) & (0, 1) \\ (0, 1) & (0.2745, 0.7333) & \dots & (0.5671, 0.4333) & (0.3500, 0.6500) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ (0, 1) & (0.7640, 0.2500) & \dots & (0.6667, 0.3167) & (0.4353, 0.5667) \\ (0.4833, 0.5167) & (0.9333, 0.0667) & \dots & (0, 1) & (0.5566, 0.4500) \end{bmatrix}_{20 \times 20}$$

然后根据式(6)、(7)、(14)以及决策者信任分计算方法,可计算得到决策者间无向信任分矩阵如下:

$$TSM = \begin{bmatrix} 0.5833 & 0 & \cdots & 0 & 0.1992 \\ 0 & 0.2706 & \cdots & 0.4788 & 0.3897 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0.4788 & \cdots & 0.6667 & 0.2080 \\ 0.1992 & 0.3897 & \cdots & 0.2080 & 0.5566 \end{bmatrix}_{20 \times 20}$$

step 4: 根据式(12)对公众层面属性权重和专家层面属性权重求均值得到最终综合属性权重如下:
 $w_1 = 0.1, w_2 = 0.2, w_3 = 0.1, w_4 = 0.2, w_5 = 0.1, w_6 = 0.2, w_7 = 0.1$.

step 5: 对决策者采用基于基本联合阈值(BJT)的信任-相似度的聚类方法^[9]进行聚类,其中通过模拟聚类法确定信任阈值区间为[0.223, 0.476],故信任阈值为 $\overline{TS} = 0.476$,第1次聚类观点相似度阈值区间为[0.648, 0.652],观点相似度阈值为 $\overline{SD} = 0.652$,参数 β_1^2 阈值区间为[0.6, 0.7],由于本文的决策问题不涉及决策者个人利益,且决策时间紧张以及决策者在决策过程中有互动,最终确定 $\beta_1^2 = 0.7, \beta_2^2 = 0.3, BJT = \sqrt{\beta_1^2 \cdot \overline{TS}^2 + \beta_2^2 \cdot \overline{SD}^2}$.表2为第1次聚类结果.

表2 第1次聚类结果

聚类(c_k)	包含决策者	聚类权重 λ_k
c_1	e_1, e_6, e_{10}, e_{13}	16/74
c_2	e_8, e_{17}	4/74
c_3	e_3, e_{15}	4/74
c_4	e_4, e_5, e_{12}, e_{14}	16/74
c_5	$e_7, e_{11}, e_{16}, e_{18}, e_{19}$	25/74
c_6	e_2, e_9, e_{20}	9/74

基于社会网络分析计算每个聚类中各个决策者的相似度分和信任分,进而得到每个聚类中决策者的综合得分,据此计算每个决策者的权重结果见表3.

表3 第1次聚类后决策者权重

决策者 e_k	决策者权重 ω_k
e_1	0.0373
e_2	0.0191
\vdots	\vdots
e_{19}	0.1953
e_{20}	0.0308

计算得到临时群体决策矩阵如下:

$$P^g = \begin{bmatrix} 0.5022 & 0.5409 & \cdots & 0.5003 & 0.5182 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0.5211 & 0.4884 & \cdots & 0.4888 & 0.5124 \end{bmatrix}_{5 \times 7}$$

step 6: 预设共识阈值 $\theta = 0.8$,根据式(20)计算决

策者共识水平以及群体共识水平如表4所示.

表4 第1次聚类后决策者及群体共识水平

决策者 e_k	共识水平 δ_k
e_1	0.71
e_2	0.79
\vdots	\vdots
e_{19}	0.85
e_{20}	0.83
群体共识水平 δ_g	0.76

此时,群体共识水平为0.76,未达到阈值要求,故进入下一步.

step 7: 识别出未达到共识阈值的决策者中共识水平最低者即决策者 e_8 的偏好进行修正.首先,根据决策者自己给出的自信度得到决策者 e_8 的主观信任度为0.97,基于社会网络分析,根据式(22)和(23)计算得到决策者 e_8 的信任分和相似度分,得到决策者 e_8 的信任分为0.53,相似度分为0.55,根据式(24)得到决策者客观自信度为0.53,根据式(25)计算决策者对群体的信任度,根据式(26)和(27)计算得到偏好调整系数为 $u_i = 0.68, v_i = 0.32$,根据式(28)计算调整后的决策者偏好.得到调整后的专家偏好后再进行聚类分析和共识测度分析,并重新计算共识水平,迭代以上步骤直至共识水平达到阈值要求.本文共进行4次迭代调整后,群体共识达到阈值,得到最终的群体决策矩阵如下:

$$P^g = \begin{bmatrix} 0.5039 & 0.5355 & \cdots & 0.4962 & 0.5135 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0.5297 & 0.5107 & \cdots & 0.5110 & 0.5434 \end{bmatrix}_{5 \times 7}$$

step 8: 基于属性权重及最终群体决策矩阵,依据式(29)计算最终方案得分分别为 $x_1 = 0.5219, x_2 = 0.5027, x_3 = 0.4993, x_4 = 0.5326, x_5 = 0.5322$.方案排序为 $x_4 \succ x_5 \succ x_1 \succ x_2 \succ x_3$,其中 x_4 为最优方案.

3.2 方法对比

将本文方法分别与文献[19]的专家权重确定方法、未考虑客观自信度的决策方法以及文献[11]的决策方法进行对比,得到对比结果如表5所示.

表5 方法对比结果

方法	共识迭代次数	方案排序结果
本文方法	4	$x_4 \succ x_5 \succ x_1 \succ x_2 \succ x_3$
文献[19]方法	6	$x_4 \succ x_5 \succ x_1 \succ x_2 \succ x_3$
未考虑客观自信度	7	$x_4 \succ x_5 \succ x_1 \succ x_2 \succ x_3$
文献[11]方法	2	$x_5 \succ x_4 \succ x_1 \succ x_3 \succ x_2$

首先,本文方法的共识达成速度比文献[19]的方

法更快,文献[19]在计算专家权重时没有基于社会网络分析考虑决策专家在网络中的重要性,而是直接求均值,但在大群体决策中决策者之间的关系不可忽视,因此本文基于社会网络分析确定决策专家的综合分数,进而确定其权重,更加合理。

第二,在与未考虑客观自信度的决策方法进行对比时,由于决策群体中存在个别过分自信行为的决策者,导致共识调整过程受到影响。在共识调整过程中,决策者 e_8 存在过分自信行为,其自信度高达0.97,因此其可能存在对自己的评分价值估计偏差的问题,本文方法基于社会网络分析,通过决策者的客观自信度对其过分自信行为进行约束,可以有效加速共识调整过程,节省时间成本,并且两种方法最终选择的最优方案结果都是 x_4 ,因此本文方法是具有一定优越性和有效性的。

最后,将本文方法与文献[11]决策方法进行对比,两种方法的决策结果的较优方案 x_4 、 x_5 和较差方案 x_2 、 x_3 是一致的,但是顺序有所区别,虽然文献[11]方法的共识调整次数更少,但是文献[11]的方法中没有对当前决策群体中决策者的影响力和价值进行分析,而将所有决策专家看作同等重要,信息丢失严重。显然,完全追求平均的结果不符合实际,本文基于社会网络分析衡量不同决策专家在当前决策群体的影响力,对影响力越大的专家赋予更高权重,因此本文方法得到的决策结果更加合理。

通过对比可知,本文方法是有一定合理性、有效性和优越性的,此外,本文在考虑决策属性权重时同时考虑了公众和专家两个层面的权重分配,这样获得的属性信息比直接通过专家打分获得的更具客观性,能够使决策结果更加贴合大众需求,使决策方法更具科学性。

4 结 论

特大公共安全事件的大群体应急决策问题面临信息不完备、决策风险高等问题,缺乏决策参考信息,此外随着社会媒体的发展,决策者之间的社会网络关系会对决策过程造成影响。本文首先对从社交平台上挖掘的公众行为大数据及其影响力数据进行分析,得到决策方案评价属性及公众层面的属性权重协助专家决策,为随机突发、信息不完备的特大公共事件决策提供参考信息,提高决策的有效性和科学性。其次,本文通过构建专家间基于信任关系和观点相似度的社会网络,使决策专家不再是相互独立的个体。在聚类过程中,同时考虑信任及观点相似度对于聚类过程的影响,通过社会网络分析确定专家重要性以获

得其在聚类中的权重,比直接求均值获得专家重要性评价考虑更加全面;在共识达成过程中,本文考虑专家信任及自信行为对决策过程的影响,利用其社会信任关系帮助决策共识达成,并通过引入客观自信度约束个别决策专家过度自信行为,有效节省共识调整时间。最后,通过新冠疫情案例对本文的方法进行说明,得到关于新冠疫情防控的方案决策结果,并通过对比分析说明本文方法的合理性及有效性。但是,本文还存在以下不足:1) 社交网络上的公众行为大数据具有数据量大、价值密度低等大数据特性,博文价值及所挖掘属性的价值是不同的,未来需要考虑数据价值对决策的影响。2) 决策专家之间的信任关系不是一成不变的,通过决策过程中的讨论和意见交换,专家之间的信任关系可能会有所变化,故未来需要考虑在动态信任关系下的大群体应急决策问题。3) 公众之间的社会网络关系对决策过程也可能产生影响,未来可以研究基于公众大数据社会网络关系分析的大群体应急决策问题。

参考文献(References)

- [1] 徐选华, 王麟麟, 陈晓红. 公众关注主题下的大群体风险性应急决策方法[J]. 系统工程学报, 2019, 34(4): 511-525.
(Xu X H, Wang L L, Chen X H. Large group risky emergency decision-making under the public concern themes[J]. Journal of System Engineering, 2019, 34(4): 511-525.)
- [2] 杨秀璋, 武帅, 夏换, 等. 基于主题挖掘和情感分析的“新冠肺炎疫情”舆情分析研究[J]. 计算机时代, 2020(8): 31-36.
(Yang X Z, Wu S, Xia H, et al. Public opinion analysis of COVID-19 epidemic using topic mining and emotion analysis[J]. Computer Era, 2020(8): 31-36.)
- [3] 徐选华, 刘尚龙, 陈晓红. 基于公众偏好大数据分析的重大突发事件应急决策方案动态调整方法[J]. 运筹与管理, 2020, 29(7): 41-51.
(Xu X H, Liu S L, Chen X H. Dynamic adjustment method of emergency decision scheme for major incidents based on big data analysis of public preference[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(7): 41-51.)
- [4] Xu X H, Yin X P, Chen X H. A large-group emergency risk decision method based on data mining of public attribute preferences[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 163: 495-509.
- [5] 徐选华, 杨欣, 陈晓红. 基于UGC大数据挖掘的大群体两阶段风险性应急决策方法[J]. 运筹与管理, 2019, 28(12): 35-45.
(Xu X H, Yang X, Chen X H. A method of two-stage risky emergency decision for large group based on the UGC big data mining[J]. Operations Research and Management Science, 2019, 28(12): 35-45.)
- [6] Ding R X, Wang X Q, Shang K, et al.

- Social network analysis-based conflict relationship investigation and conflict degree-based consensus reaching process for large scale decision making using sparse representation[J]. *Information Fusion*, 2019, 50: 251-272.
- [7] Chu J F, Wang Y M, Liu X M, et al. Social network community analysis based large-scale group decision making approach with incomplete fuzzy preference relations[J]. *Information Fusion*, 2020, 60: 98-120.
- [8] 何立华, 王栋绮, 张连营. 基于聚类的多属性群决策专家权重确定方法[J]. *运筹与管理*, 2014, 23(6): 65-72. (He L H, Wang L Q, Zhang L Y. A method for determining the experts' weights of multi-attribute group decision-making based on clustering analysis[J]. *Operations Research and Management Science*, 2014, 23(6): 65-72.)
- [9] 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.
- [10] Cheng D, Cheng F X, Zhou Z L, et al. Reaching a minimum adjustment consensus in social network group decision-making[J]. *Information Fusion*, 2020, 59: 30-43.
- [11] Zhou X Y, Ji F P, Wang L Q, et al. Particle swarm optimization for trust relationship based social network group decision making under a probabilistic linguistic environment[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 200: 105999.
- [12] Zhang Y X, Xu Z S, Liao H C. A consensus process for group decision making with probabilistic linguistic preference relations[J]. *Information Sciences*, 2017, 414: 260-275.
- [13] Pang Q, Wang H, Xu Z S. Probabilistic linguistic term sets in multi-attribute group decision making[J]. *Information Sciences*, 2016, 369: 128-143.
- [14] Palomares I, Martínez L, Herrera F. MENTOR: A graphical monitoring tool of preferences evolution in large-scale group decision making[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 58: 66-74.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Tian Z P, Nie R X, Wang J Q. Social network analysis-based consensus-supporting framework for large-scale group decision-making with incomplete interval type-2 fuzzy information[J]. *Information Sciences*, 2019, 502: 446-471.
- [18] Liu B S, Zhou Q, Ding R X, et al. Large-scale group decision making model based on social network analysis: Trust relationship-based conflict detection and elimination[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 275(2): 737-754.
- [19] Du Z J, Luo H Y, Lin X D, et al. A trust-similarity analysis-based clustering method for large-scale group decision-making under a social network[J]. *Information Fusion*, 2020, 63: 13-29.
- [20] Liu Y J, Liang C Y, Chiclana F, et al. A trust induced recommendation mechanism for reaching consensus in group decision making[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 119: 221-231.
- [21] Kamis N H, Chiclana F, Levesley J. Preference similarity network structural equivalence clustering based consensus group decision making model[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 67: 706-720.
- [22] Zha Q B, Dong Y C, Zhang H J, et al. A personalized feedback mechanism based on bounded confidence learning to support consensus reaching in group decision making[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021: 51(6): 3900-3910.
- [23] Kim S, Park H, Lee J. Word2vec-based latent semantic analysis (W₂V-LSA) for topic modeling: A study on blockchain technology trend analysis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113401.
- [24] Wu J, Xiong R Y, Chiclana F. Uninorm trust propagation and aggregation methods for group decision making in social network with four tuple information[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 29-39.
- [25] Wu J, Chiclana F, Fujita H, et al. A visual interaction consensus model for social network group decision making with trust propagation[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 122: 39-50.
- [26] Yager R R. Quantifier guided aggregation using OWA operators[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 1996, 11(1): 49-73.
- [27] Li P Y, Zhao W L, Yang J, et al. Let's CoRank: Trust of users and tweets on social networks[J]. *World Wide Web (Bussum)*, 2020, 23(5): 2877-2901.
- [28] Liu X, Xu Y J, Montes R, et al. Social network group decision making: Managing self-confidence-based consensus model with the dynamic importance degree of experts and trust-based feedback mechanism[J]. *Information Sciences*, 2019, 505: 215-232.
- [29] 徐选华, 王兵, 周艳菊. 基于信任机制的不完全信息大群体决策方法[J]. *控制与决策*, 2016, 31(4): 577-585. (Xu X H, Wang B, Zhou Y J. Method for large group decision making with incomplete decision preference information based on trust mechanism[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(4): 577-585.)

作者简介

徐选华(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂大群体决策理论与方法、信息系统与决策支持系统、应急管理与风险分析、工程管理等研究, E-mail: xxuh@csu.edu.cn;

余紫昕(1997—), 女, 硕士生, 从事大数据决策理论与方法、风险分析与管理的研究, E-mail: yuzx1997@163.com.

(责任编辑: 闫妍)