

公众关注主题下的大群体风险性应急决策方法

徐选华, 王麟麟, 陈晓红

(中南大学商学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 公众对突发事件的关注主题可为应急决策提供重要参考。针对社交媒体大数据环境下的应急决策问题, 挖掘公众对特大突发事件的关注主题, 将其纳入决策准则; 在此基础上, 考虑专家大群体风险偏好信息的表达与融合问题, 将D数理论引入包含风险偏好信息的非均衡语言环境中, 定义了非均衡语言D数, 并进一步设计了D数扩展的非均衡语言偏好关系(D-ALPR)。然后, 通过非均衡语D数融合方法获得最优决策方案。最后, 以天津爆炸事件为例验证了所提方法的可行性, 为社交媒体大数据环境下的应急决策问题提供科学有效的支持。

关键词: 公众关注主题; 大数据; 大群体; 风险偏好; 应急决策

中图分类号: C934

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2019)04-0511-15

doi: 10.13383/j.cnki.jse.2019.04.007

Large group risky emergency decision-making under the public concern themes

Xu Xuanhua, Wang Linlin, Chen Xiaohong

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

Abstract: Public concern themes of emergency events can provide important reference for emergency decision making. This paper mines the public concern themes of outsize emergency events to study the emergency decision-making using social media big data. The themes are fitted into the decision making criteria. This paper further considers the expressing and fusing the risk preference information of large groups. To solve the problem, this paper introduces D number theory into unbalanced linguistic environment with risk preference included and defines unbalanced linguistic D number. Furthermore, this paper designs D number extended unbalanced linguistic preference relation (D-ALPR). Then, the optimal decision-making alternative is derived by the unbalanced linguistic D number fusion method. Finally, the event of Tianjin Port explosion is used to verify the proposed method. The result shows the method is effective and feasible, and can be used to provide scientific and effective support to emergency decision-making with social media big data.

Key words: public concern themes; big data; large group; risk preference; emergency decision-making

1 引言

重特大突发事件的高复杂性与强破坏性对我国社会秩序和经济发展都产生了巨大的负面影响^[1,2]。如“8·12”天津火灾爆炸事件, 共造成165人遇难, 8人失踪, 核定直接经济损失68.66亿元, 成为近20年来国内

收稿日期: 2017-12-27; 修订日期: 2018-10-08。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71671189; 71971217); 国家自然科学基金重点资助项目(71790615; 71431006); 中南大学研究生自主探索创新资助项目(2018zzts298)。

最为严重的特大火灾爆炸事件。特大突发事件的复杂性和多变性，决定了应急决策需要组织不同领域的多位专家共同参与，这使得应急决策具有复杂大群体决策的特征^[3,4]。此外，突发事件一旦爆发，亿万网民迅速聚集并参与其中，在社交媒体平台发布相关言论，由此产生海量文本数据。这些文本信息不仅反映了公众对突发事件的关注，也为应急决策专家提供了重要的决策参考^[5,6]。因此，在应急决策过程中，如何深入挖掘与有效利用社交媒体中的公众观点，并在紧迫的时间压力下高效表达与融合大群体决策信息，是当前应急决策领域迫切需要解决的问题之一。

在国外，已有部分学者将灾害中的社交媒体数据应用于应急管理的研究中。Chatfield 等^[7]利用社交媒体信息进行印度尼西亚海啸预警；Signorini 等^[8]利用Twitter数据信息跟踪H1N1期间美国公众情绪变化；Simon 等^[9]在肯尼亚恐怖袭击事件中利用Twitter信息进行意见挖掘与威胁评估；2014年加州干旱时，政府利用社交媒体进行信息共享与谣言控制^[10]。在我国，一些学者以典型的中文社交媒体平台—微博为研究对象，进行文本挖掘与统计分析，将其应用于突发事件关键节点识别^[11]、灾害爆发时间预测^[12]、网络舆情演化^[13]、公众情感分析^[14]、主题发现与时空分析^[15]等领域。当前关于社交媒体在突发事件中的应用研究已形成较为丰富的成果，但是极少涉及如何深入挖掘公众观点，并对之进行有针对性的应急决策分析。

对于复杂大群体应急决策问题，需考虑决策信息的表达与融合。人类思维固有的模糊性使得决策专家倾向于采用语言变量定性表达决策信息^[16,17]。当前大部分语言变量标度呈对称且均匀分布，而在实际决策环境中，也会存在中心语言标度两侧的语言变量不对称分布，且相邻语言标度之间距离有所不同的情况。鉴于此，Herrera 等^[18]提出非均衡语言术语集，引起学术界广泛关注^[19–21]。由于特大突发事件应急决策问题的复杂不确定性，决策者使用非均衡语言给出决策信息，能够更好地表达真实想法，更符合应急决策的实际需求。在大群体应急决策中，各领域专家由于知识背景、个体特征、情绪表征等方面的不同，使其风险偏好存在差异。如何快速融合含有复杂风险偏好的大群体非均衡语言决策信息需要进一步探究。基于语言决策模型的聚合算子^[22,23]虽为信息融合提供了参考，但由于应急决策者具有复杂大群体特征且风险偏好存在差异，现有的聚合算子难以直接应用于该类型的决策问题。此外，在特大突发事件紧迫的时间压力下，专家给出的决策信息往往是非完整的，更增加了决策信息的融合难度。

基于上述分析，本文针对社交媒体大数据环境下的复杂大群体应急决策问题，首先对公众发布的微博文本信息进行关键词提取，挖掘公众关注主题，将其为方案评估的重要参考依据。然后，将D数理论引入到包含专家风险偏好的非均衡语言环境中，提出基于非均衡语言D数的信息表达与融合方法。最后，通过“8·12”天津港爆炸事件验证本文所提方法简捷有效，符合应急决策的实际需求。

本文在决策过程中考虑公众对突发事件的关注因素，将公众观点纳入决策分析。提出非均衡语言D数信息融合方法，能简单有效地融合含有复杂风险偏好的不完整非均衡语言决策信息，更加适用于重特大突发事件的应急决策问题。

2 问题描述及方法

2.1 问题描述

对含有复杂风险偏好的大群体多准则应急决策问题，设备选方案集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ ，准则集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ ，准则权重向量 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ ， $w_j \geq 0$ 且 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ ，专家大群体集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$ ， $M \geq 11^{[5]}$ 。专家使用语言变量给出决策信息，设 $S = \{s_t | t = -\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu\}$ 为下标对称的离散语言术语集，满足若 $i > j$ ，则 $s_i > s_j$ 。对 S 中的同一元素 s_t ，决策者主观语义值的大小包含其风险偏好。本文引入风险偏好因子 θ ，并结合其风险偏好原理将大群体的风险偏好(RP)程度分为5类：较强的风险偏好(SP)，一般的风偏(GP)，风险中性(N)，一般的风险规避(GA)，较强的风险规避(SA)^[21]。本文要解决的问题是：在特大突发事件社交媒体大数据环境下，如何考虑公众关注的

主题, 并融合含有复杂风险偏好的大群体应急决策信息, 完成应急方案排序.

2.2 关键词提取技术

特大突发事件一旦爆发, 微博平台形成实时热点话题, 代表公众观点的微博文本极速增长形成大数据文本流. 对每条博文进行关键词提取可了解公众对事件的关注主题. TF-IDF是数据挖掘领域广泛使用的关键词提取技术, 通过考虑词频(TF)与逆文档频率(IDF)确定关键词权重, 评估词条在文档集合中的重要性^[26].

对某特大突发事件, 设相关的微博文本量为 m 的文本集合 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$. 对每一条博文进行分词、清洗、词性标注与实体词识别, 得到由 n 个实体词组成的集合 $d_i = \{\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{in}\}$, 其中 ω_{ij} 为第 i 个文本中的第 j 个实体词, 词条文本矩阵为

$$\mathbf{D}_\omega = \begin{bmatrix} d_1 & \left[\begin{array}{cccc} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \end{array} \right] \\ d_2 & \left[\begin{array}{cccc} \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \end{array} \right] \\ \vdots & \vdots \quad \ddots \quad \vdots \\ d_m & \left[\begin{array}{cccc} \omega_{m1} & \omega_{m2} & \cdots & \omega_{mn} \end{array} \right] \end{bmatrix}.$$

定义1 TD-IDF关键词提取函数为

$$w(\omega, d, D) = \text{tf}(\omega, d) \times \text{idf}(\omega, D), \quad (1)$$

$$\text{idf}(\omega, D) = \lg\left(\frac{N}{\text{df}_\omega}\right), \quad (2)$$

其中词频 $\text{tf}(\omega, d)$ 为词条 ω 在文本 d 中出现的频率, $\text{idf}(\omega, D)$ 为逆文档频率, N 表示文本集合 D 中短文本总数, df_ω 表示文本集合中出现词条 ω 的文本数.

2.3 广义非均衡语言集

广义非均衡语言集将反映决策者风险好的两个参数引入到非均衡语言模型中, 充分考虑决策者风险偏好对语义值的影响, 其语义函数呈非对称“S型”.

定义2 ^[20] 设 $S = \{s_t | t = -\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu\}$ 为有限且下标对称的离散语言术语集, 广义非均衡语言集定义为

$$U_\mu = \{(s_t, u_t) | t = -\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu; u_t = g(t)\}, \quad (3)$$

$$g(t) = (1 + e^{-\theta_1 t})^{-1} \mathbb{1}_{\{t|t \geq 0\}} + (1 + e^{-\theta_2 t})^{-1} \mathbb{1}_{\{t|t < 0\}}, \quad (4)$$

其中 μ 为正整数, $2\mu + 1$ 为 U_μ 的粒度, u_t 为语言术语 s_t 的语义值, θ_1 和 θ_2 为可变参数, 且 $\theta_1, \theta_2 \geq 0$. $g(t)$ 称为 U_μ 的语义函数, 当 $\theta_1 \neq \theta_2$ 时, $g(t)$ 是非对称“S型”语义函数的数学表示, 在 $t = 0$ 两侧具有不同的边际递减性. $g(t) \in [0, 1]$, 且当 $t \geq 0$, $g(t) \in [0.5, 1]$, 当 $t < 0$, $g(t) \in [0, 0.5]$, $\mathbb{1}_{\{\cdot\}}$ 为集合 $\{\cdot\}$ 的示性函数.

定理1 广义非均衡语言集 U_μ 满足以下两个性质: 1) 若 $i \geq j$, 则 $u_i \geq u_j$; 2) 非对称“S型”语义函数中点 $u_0 = 0.5$ 为中性语义值, 其它语义函数值以 u_0 为中心, 分别向“好”($g(t) = (1 + e^{-\theta_1 t})^{-1} > 0.5$)与“差”($g(t) = (1 + e^{-\theta_2 t})^{-1} < 0.5$)两个方向不对称不均匀延伸.

对任意给定的两个语言术语 $s_\alpha, s_\beta \in \bar{S}$, 其运算规则^[16]为

$$s_\alpha \oplus s_\beta = s_{\alpha+\beta}; -s_\alpha = s_{-\alpha}.$$

在决策信息集结过程中, 为了便于计算与避免信息丢失, 文献[16]将离散的语言术语集 S 扩展到连续的语言术语集 $\bar{S} = \{s_\alpha | \alpha \in [-q, q], q > \mu\}$. 当 $s_\alpha \in S$ 时, 称为原始术语, 否则称为虚拟术语. 一般, 决策者使用原始术语表达决策信息, 虚拟术语仅在语言运算过程中出现.

对广义非均衡语言集 $U_\mu = \{(s_t, u_t) | t = -\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu\}$ 中的同一术语 s_t , 风险偏好型决策者倾向于给出较大的主观语义值, 其非对称“S型”函数 $g(t)$ 具有更明显的边际递减性. 由式(4)可

知, 其对应的参数 θ_1 值较大, θ_2 值较小. 风险规避型决策者与之相反. 因此, U_μ 中参数 θ_1 与 θ_2 可表示“好”与“差”两个方向的风险偏好因子. 对5类不同风险偏好类型的决策者, 其风险偏好因子的数学关系为 $\theta_1^{\text{SP}} > \theta_1^{\text{GP}} > \theta_1^{\text{N}} > \theta_1^{\text{GA}} > \theta_1^{\text{SA}}$, $\theta_2^{\text{SP}} < \theta_2^{\text{GP}} < \theta_2^{\text{N}} < \theta_2^{\text{GA}} < \theta_2^{\text{SA}}$.

当 θ_1 与 θ_2 逐步变化时, 80%的可行域处于 $\theta_1 = \theta_2 = 0.1$ 和 $\theta_1 = \theta_2 = 3$ 之间^[21](如图1所示). 本文对此区域的风险偏好因子进行研究, 依据风险偏好因子的变化可对大群体进行风险偏好类型的划分.

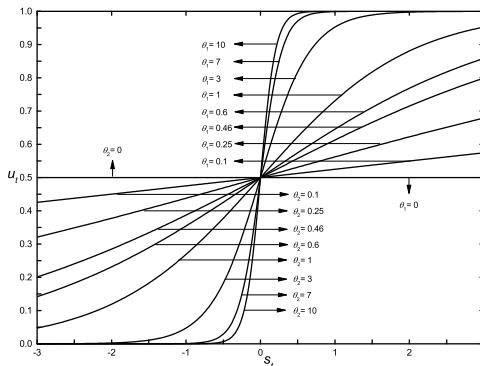


图1 S型语义函数图

Fig. 1 Sigmoid semantic function

引入最优离散拟合方法^[21]获得 θ_1 和 θ_2 的数值. 设 $S_1 = \{s_1, s_2, \dots, s_\mu\}$ 和 $S_2 = \{s_{-\mu}, s_{-\mu+1}, \dots, s_{-1}\}$ 分别为广义非均衡语言集 U_μ 中“好”与“差”两个方向的语言术语集, $S_1, S_2 \in S$. 决策者从 S_1 与 S_2 中任意选择 k 个语言变量, 形成集合 $S^* = \{s_{o_q} | o_q \in t, q = 1, 2, \dots, k\}$, $S^* \in S$ 且 $k \geq 2$. 要求 S^* 中至少存在两个语言变量 s_{o_α} 与 s_{o_β} , 满足 $s_{o_\alpha} \in S_1$, $s_{o_\beta} \in S_2$. 设 z_{o_q} 表示决策者对语言变量 s_{o_q} 给出的主观语义值, $z_{o_q} \in [0, 1]$, 则 $Z = (z_{o_1}, z_{o_2}, \dots, z_{o_k})$ 为 $S^* = \{s_{o_1}, s_{o_2}, \dots, s_{o_k}\}$ 对应的主观语义值向量. 又依据式(4), S^* 对应的非对称“S”型语义函数值向量为 $G = (g(o_1), g(o_2), \dots, g(o_k))^T$. 为使决策者主观语义值向量 Z 与语言术语的语义函数值向量 G 达到最优拟合, 可建立如下优化模型

$$\underset{\theta_1, \theta_2}{\text{Min}} \left(\sum_{q=1}^k |g(o_q) - z_{o_q}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}; \quad (5)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \theta_1 \leq 3, 0 \leq \theta_2 \leq 3.$$

求解上式非线性规划模型即可求得风险偏好因子 θ_1 与 θ_2 .

2.4 非均衡语言D数

D数理论是对D-S证据理论的扩展, 克服了D-S关于识别框架中元素互斥与信息完备的强假设, 更加适用于语言决策环境中的信息表达与融合^[24,25]. 非均衡语言D数综合考虑非均衡语言与D数理论的优势, 既可反映决策者风险偏好, 又便于大群体表达不完整语言决策信息, 符合应急决策的实际需求.

定义3 设 \tilde{S} 与 \widetilde{U}_τ 分别为有限非空语言集与广义非均衡语言集, 非均衡语言D数定义为 $\text{LD} : \tilde{S} \rightarrow [0, 1]$, 满足 $\sum_{s \subseteq \tilde{S}} \text{LD}(s) \leq 1$ 且 $\text{LD}(\emptyset) = 0$. 其中 \emptyset 为空集, s 为 \tilde{S} 的一个子集.

非均衡语言D数是D数的一种特殊表达方式. 对给定的语言集 $\tilde{S} = \{s_{-\tau}, s_{-\tau+1}, \dots, s_a, s_{a+1}, \dots, s_\tau\}$, $\tilde{S} \subseteq \overline{S}$, 非均衡语言D数表示为 $\text{LD}(\{s_a\}) = v_a$, $a = -\tau, -\tau+1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau$, 简记为

$$\text{LD} = \{(s_{-\tau}, v_{-\tau}), (s_{-\tau+1}, v_{-\tau+1}), \dots, (s_a, v_a), (s_{a+1}, v_{a+1}), \dots, (s_\tau, v_\tau)\}, \quad (6)$$

其中 v_a 表示对语言评价等级 s_a 的信任程度, 满足 $v_a \geq 0$ 且 $\sum_{a=-\tau}^\tau v_a \leq 1$. 非均衡语言D数不要求识别框架 \tilde{S} 中的所有元素互斥, 其信任程度之和可以小于或等于1. 若 $\sum_{a=-\tau}^\tau v_a < 1$, 则认为非均衡语言D数表达的信息不

完整; 若 $\sum_{a=-\tau}^{\tau} v_a = 1$, 则认为非均衡语言D数表达的信息完整.

设 $\widetilde{U}_\tau = \{< s_a, u_a > | a = -\tau, -\tau + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \tau; u_a = g(a)\}$ 为 \widetilde{S} 对应的广义非均衡语言集, 由式(4), 可将非均衡语言D数中语言术语转换为语义值, 称为语义形式的非均衡语言D数, 记为

$$\widetilde{LD} = \{(u_{-\tau}, v_{-\tau}), (u_{-\tau+1}, v_{-\tau+1}), \dots, (u_\tau, v_\tau)\}, \quad (7)$$

依据D数融合规则^[24], 语义形式的非均衡语言D数融合可表示为 $\widetilde{LD} = \widetilde{LD}_1 \oplus \widetilde{LD}_2$. 设 $\widetilde{LD}_1 = \{(u_{-\tau 1}^1, v_{-\tau 1}^1), (u_{-\tau 1+1}^1, v_{-\tau 1+1}^1), \dots, (u_a^1, v_a^1), (u_{a+1}^1, v_{a+1}^1), \dots, (u_{\tau 1}^1, v_{\tau 1}^1)\}$, $\widetilde{LD}_2 = \{(u_{-\tau 2}^2, v_{-\tau 2}^2), (u_{-\tau 2+1}^2, v_{-\tau 2+1}^2), \dots, (u_b^2, v_b^2), (u_{b+1}^2, v_{b+1}^2), \dots, (u_{\tau 2}^2, v_{\tau 2}^2)\}$, 则

$$\widetilde{LD}(u) = v, \quad (8)$$

其中

$$u = (u_a^1 + u_b^2)/2, \quad (9)$$

$$v = \frac{v_a^1 + v_b^2}{2C}, \quad (10)$$

$$C = \begin{cases} \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_b^2}{2}\right), & \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} v_a^1 = 1 \text{ 且 } \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} v_b^2 = 1 \\ \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_b^2}{2}\right) + \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \left(\frac{v_c^1 + v_b^2}{2}\right), & \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} v_a^1 < 1 \text{ 且 } \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} v_b^2 = 1 \\ \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_b^2}{2}\right) + \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_c^2}{2}\right), & \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} v_a^1 = 1 \text{ 且 } \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} v_b^2 < 1 \\ \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_b^2}{2}\right) + \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} \left(\frac{v_c^1 + v_b^2}{2}\right) + \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} \left(\frac{v_a^1 + v_c^2}{2}\right) + \frac{v_c^1 + v_c^2}{2}, & \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} v_a^1 < 1 \text{ 且 } \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} v_b^2 < 1. \end{cases} \quad (11)$$

其中 $v_c^1 = 1 - \sum_{a=-\tau 1}^{\tau 1} v_a^1$, $v_c^2 = 1 - \sum_{b=-\tau 2}^{\tau 2} v_b^2$.

设 $\widetilde{LD} = \{(u_{-\tau}, v_{-\tau}), (u_{-\tau+1}, v_{-\tau+1}), \dots, (u_\tau, v_\tau)\}$ 为给定的语义形式的非均衡语言D数, 存在集成规则^[24]可以将 \widetilde{LD} 转化为实数值 $I(D)$, 即

$$I(D) = \sum_{a=-\tau}^{\tau} u_a v_a. \quad (12)$$

3 D数扩展的非均衡语言偏好关系及其一致性

当决策者使用非均衡语言变量进行方案评估时, 可基于某类准则, 成对比较替代方案以表达决策信息. 本文将非均衡语言D数引入到传统模糊偏好关系中, 分析基于D数扩展的非均衡语言偏好关系(D-ALPR), 提出满足加性一致性的D-ALPR构建方法.

3.1 广义非均衡语言偏好关系

基于某准则, 决策者用 S 中语言变量对方案集 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 两两比较, 构建广义非均衡语言偏好关系.

定义 4 设广义非均衡语言集 U_μ 对应的语言术语集 $S = \{s_t | t = -\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu\}$, 广义非均衡语言偏好关系定义为 $P_S = (s_{t_{ij}})_{p \times p}$, 即

$$P_S = \begin{bmatrix} s_{t_{11}} & s_{t_{12}} & \cdots & s_{t_{1p}} \\ s_{t_{21}} & s_{t_{22}} & \cdots & s_{t_{2p}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{t_{p1}} & s_{t_{p2}} & \cdots & s_{t_{pp}} \end{bmatrix},$$

其中 $i, j = 1, 2, \dots, p$, $s_{t_{ij}} \in \{s_t\}$ 表示方案 x_i 优于 x_j 的偏好程度, t_{ij} 为 $s_{t_{ij}}$ 下标.

定理2 对广义非均衡语言偏好关系 \mathbf{P}_S , 有 $t_{ij} + t_{ji} = 0$ 且 $t_{ii} = 0$ 成立.

定理3 ^[20] 广义非均衡语言偏好关系 $\mathbf{P}_S = (s_{t_{ij}})_{p \times p}$ 满足加性一致性的条件为

$$t_{ik} + t_{kj} = t_{ij}, \quad (13)$$

其中 $i, j, k = 1, 2, \dots, p$, $t_{ik}, t_{kj}, t_{ij} \in [-\mu, (-\mu + 1), \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu]$.

定理4 广义非均衡语言偏好关系 $\mathbf{P}_S = (s_{t_{ij}})_{p \times p}$ 满足加性一致性条件的等价形式为

$$t_{ik} + t_{kj} + t_{ji} = 0, \forall i, j, k; \quad (14)$$

$$t_{i(i+1)} + t_{(i+1)(i+2)} + \dots + t_{(j-1)j} + t_{ji} = 0, \forall i < j. \quad (15)$$

证明 令 $p_{ij} = \frac{t_{ij} + \mu}{2\mu}$, $t_{ij} \in [-\mu, -\mu + 1, \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu]$, 则 $p_{ij} \in [0, 1]$, $p_{ii} = 0.5$, 且 $p_{ij} = \frac{t_{ij} + \mu}{2\mu} = \frac{-t_{ji} + \mu}{2\mu} = 1 - p_{ji} \in [0, 1]$. 因此 $\mathbf{P} = [p_{ij}]_{n \times n}$ 为模糊偏好关系矩阵, 其满足加性一致性的两个等价条件为^[27]

$$(p_{ik} - 0.5) + (p_{kj} - 0.5) = (p_{ij} - 0.5), \forall i, j, k;$$

$$p_{i(i+1)} + p_{(i+1)(i+2)} + \dots + p_{(j-1)j} + p_{ji} = \frac{j - i + 1}{2}, \forall i < j.$$

因此

$$\frac{t_{ik} + \mu}{2\mu} + \frac{t_{kj} + \mu}{2\mu} + \frac{t_{ji} + \mu}{2\mu} = \frac{3}{2};$$

$$\frac{t_{i(i+1)} + t_{(i+1)(i+2)} + \dots + t_{(j-1)j} + t_{ji} + (j - i + 1)\mu}{2\mu} = \frac{j - i + 1}{2}.$$

即

$$t_{ik} + t_{kj} + t_{ji} = 0, \forall i, j, k;$$

$$t_{i(i+1)} + t_{(i+1)(i+2)} + \dots + t_{(j-1)j} + t_{ji} = 0, \forall i < j.$$

证毕.

3.2 D数扩展的非均衡语言偏好关系(D-ALPR)

D数扩展的非均衡语言偏好关系将大群体中所有决策成员的广义非均衡语言偏好关系融合在同一矩阵中, 矩阵中元素为非均衡语言D数.

定义5 大群体以非均衡语言D数的形式给出两两方案优劣比较的决策信息, 构建D-ALPR矩阵, 定义为 $\mathbf{P}_{LD} = (LD_{ij})_{p \times p}$, 即

$$\mathbf{P}_{LD} = \begin{bmatrix} LD_{11} & LD_{12} & \cdots & LD_{1p} \\ LD_{21} & LD_{22} & \cdots & LD_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ LD_{p1} & LD_{p2} & \cdots & LD_{pp} \end{bmatrix},$$

其中 $LD_{ij} = \{(s_{t_{ij}}^1, v_{ij}^1), (s_{t_{ij}}^2, v_{ij}^2), \dots, (s_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h), (s_{t_{ij}}^{h+1}, v_{ij}^{h+1}), \dots\}$, $h = 1, 2, \dots, 2\mu + 1$, $(s_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h)$ 为非均衡语言D数 LD_{ij} 中第 h 个元素, 其含义为: 对方案 x_i 与 x_j 的比较, 给出语言评价术语 $s_{t_{ij}}$ 的决策者数量所占比例为 v_{ij} , 满足 $\sum_{h=1}^{2\mu+1} v_{ij}^h \leq 1$ 且 $LD_{ii} = \{s_0, 1\}$. 当 $\sum_{h=1}^{2\mu+1} v_{ij}^h < 1$ 时, 表示大群体决策信息不完整.

定义6 设 \mathbf{P}_{LD} 为D-ALPR矩阵, $\text{LD}_{ji} = \{(s_{t_{ji}}^1, v_{ji}^1), (s_{t_{ji}}^2, v_{ji}^2), \dots, (s_{t_{ji}}^h, v_{ji}^h), (s_{t_{ji}}^{h+1}, v_{ji}^{h+1}), \dots\}$ 为 LD_{ij} 在矩阵中的对称元素, 则 LD_{ji} 定义为

$$\text{LD}_{ji} = -\text{LD}_{ij} = \{(-s_{t_{ij}}^1, v_{ij}^1), (-s_{t_{ij}}^2, v_{ij}^2), \dots, (-s_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h), (-s_{t_{ij}}^{h+1}, v_{ij}^{h+1}), \dots\}. \quad (16)$$

3.3 满足一致性的D-ALPR构建

根据广义非均衡语言偏好关系矩阵 $\mathbf{P}_S = (s_{t_{ij}})_{p \times p}$ 满足加性一致性的等价条件, 即式(14)和式(15), 现提出一致性D-ALPR矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}} = (\text{LD}_{ij})_{p \times p}$ 的构建步骤.

步骤1 决策者对方案集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 进行优劣比较, 给出 $p - 1$ 个比较结果, 非均衡语言D数集合表示为 $\{\text{LD}_{12}, \text{LD}_{23}, \dots, \text{LD}_{(p-1)p}\}$.

步骤2 依据式(14)~式(15), 可得

$$\text{LD}_{ji} = -(\text{LD}_{i(i+1)} \oplus \text{LD}_{(i+1)(i+2)} \oplus \dots \oplus \text{LD}_{(j-1)j}) \quad (17)$$

LD_{ji} 中的每一元素 $(s_{t_{ji}}^h, v_{ji}^h)$ 由下式计算得出, 即

$$s_{t_{ji}}^h = -(s_{t_{i(i+1)}}^x \oplus s_{t_{(i+1)(i+2)}}^y \oplus \dots \oplus s_{t_{(j-1)j}}^z), \forall (x, y, \dots, z), \quad (18)$$

$$v_{ji}^h = v_{i(i+1)}^x \times v_{(i+1)(i+2)}^y \times \dots \times v_{(j-1)j}^z, \quad i, j = 1, 2, \dots, p, \quad (19)$$

其中 $(s_{t_{i(i+1)}}^x, v_{i(i+1)}^x)$ 为 $\text{LD}_{i(i+1)}$ 中第 x 个元素, $(s_{t_{(i+1)(i+2)}}^y, v_{(i+1)(i+2)}^y)$ 为 $\text{LD}_{(i+1)(i+2)}$ 中第 y 个元素,..., $(s_{t_{(j-1)j}}^z, v_{(j-1)j}^z)$ 为 $\text{LD}_{(j-1)j}$ 中第 z 个元素.

步骤3 D-ALPR矩阵中的其余元素可由式(16)获得.

基于以上分析, 依据决策者给出的 $p - 1$ 个语言决策信息, 便可构建满足一致性的D-ALPR决策矩阵, 在时间紧迫的应急救援中可提高决策效率. 矩阵构建过程中, 若语言术语 $s_{t_{ij}}$ 的下标 t_{ij} 不在区间 $[-\mu, \mu]$ 中, 而在 $[-q, q]$ 中, 则使用 S 扩展后的连续语言术语集 \bar{S} 进行计算.

4 决策方法

本文针对含有复杂风险偏好的大群体多准则应急决策问题, 首先挖掘社交媒体中公众对特大突发事件的关注主题, 将其作为方案评估准则. 在此基础上, 使用非均衡语言D数融合方法对不同风险偏好类型的专家决策信息进行融合, 依据融合结果选择最优方案. 图2为本文决策方法的框架图, 具体步骤如下所述.

步骤1 分析应急方案评估准则.

针对某特大突发事件, 采用TF-IDF技术对微博平台上公众发布的文本大数据进行关键词提取, 挖掘与分析公众关注主题, 获得方案评估准则 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 及其权重 $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$.

步骤2 依据风险偏好因子对专家大群体进行分类.

决策者给出 S 中语言变量的主观语义值, 利用式(5)最优离散拟合方法求得决策者的风险偏好因子 θ_1 与 θ_2 . 依据 θ_1 与 θ_2 的变化范围^[21], 将大群体 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$, $M \geq 11$, 划分成5个不同类型的风险偏好聚集, 即 $\{R^{\text{SP}}, R^{\text{GP}}, R^{\text{N}}, R^{\text{GA}}, R^{\text{SA}}\}$. 各个聚集的风险偏好因子可由式(20)~式(21)得到, 即

$$\theta_1^\varepsilon = \frac{\sum_{e_k \in R^\varepsilon} \theta_1^{e_k}}{n_\varepsilon}, \quad (20)$$

$$\theta_2^\varepsilon = \frac{\sum_{e_k \in R^\varepsilon} \theta_2^{e_k}}{n_\varepsilon}, \quad (21)$$

其中 $\varepsilon \in \{\text{SP}, \text{GP}, \text{N}, \text{GA}, \text{SA}\}$, $\theta_1^{e_k}$ 与 $\theta_2^{e_k}$ 表示第 k 个专家的风险偏好因子, $k = 1, 2, \dots, M$, n_ε 为聚集 R^ε 的决策成员数.

步骤3 大群体以非均衡语言D数形式表达决策信息.

针对准则 $c_\lambda, \lambda = 1, 2, \dots, n$, 决策者用 S 中的语言术语对方案集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 进行成对比较, 给出 $p - 1$ 个比较结果, 表示为 $S^\lambda = \{s_{t_{12}}^\lambda, s_{t_{23}}^\lambda, \dots, s_{t_{(p-1)p}}^\lambda\}$. 在聚集 R^ε 中, 以非均衡语言D数的形式表示大群体决策信息为 $LD^{\lambda-\varepsilon} = \{LD_{12}^{\lambda-\varepsilon}, LD_{23}^{\lambda-\varepsilon}, \dots, LD_{(p-1)p}^{\lambda-\varepsilon}\}$.

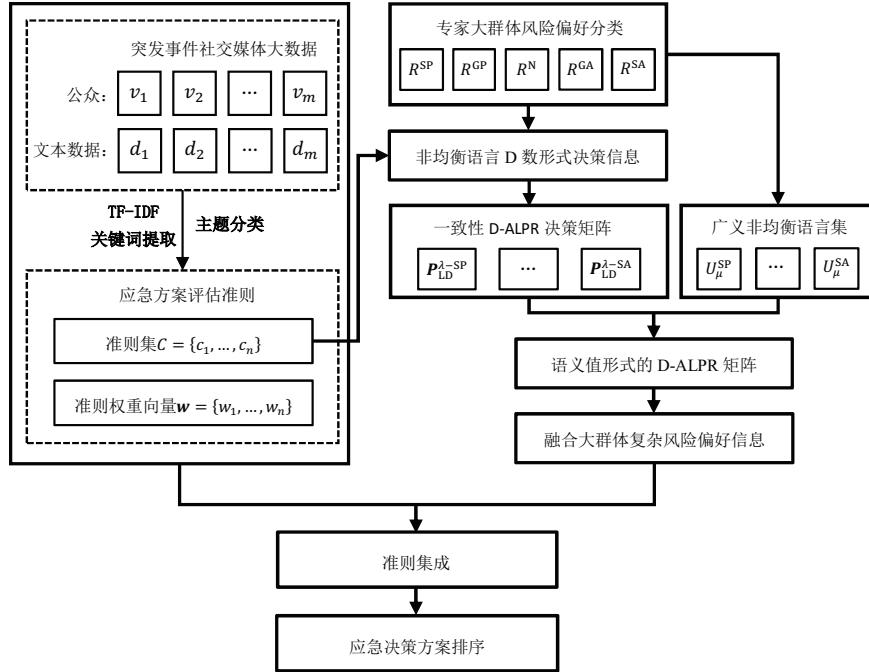


图2 公众关注主题下的大群体风险性应急决策框架

Fig. 2 The risky emergency decision-making framework of large group under the public concern themes

步骤4 构建5种不同风险偏好类型的一致性D-ALPR矩阵.

利用公式(16)~公式(19), 将聚集 R^ε 中决策信息 $LD^{\lambda-\varepsilon}$ 构建为满足一致性的D-ALPR矩阵 $P_{LD}^{\lambda-\varepsilon}$, 表示为

$$P_{LD}^{\lambda-\varepsilon} = \begin{bmatrix} LD_{11}^{\lambda-\varepsilon} & LD_{12}^{\lambda-\varepsilon} & \cdots & LD_{1p}^{\lambda-\varepsilon} \\ LD_{21}^{\lambda-\varepsilon} & LD_{22}^{\lambda-\varepsilon} & \cdots & LD_{2p}^{\lambda-\varepsilon} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ LD_{p1}^{\lambda-\varepsilon} & LD_{p2}^{\lambda-\varepsilon} & \cdots & LD_{pp}^{\lambda-\varepsilon} \end{bmatrix}, \quad (22)$$

其中 $LD_{ij}^{\lambda-\varepsilon} = \{(s_{t_{ij}}^1, v_{ij}^1), (s_{t_{ij}}^2, v_{ij}^2), \dots, (s_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h), (s_{t_{ij}}^{h+1}, v_{ij}^{h+1}), \dots\}$, $i, j = 1, 2, \dots, p$, $\lambda = 1, 2, \dots, n$. $P_{LD}^{\lambda-\varepsilon}$ 为基于准则 c_λ 的D-ALPR决策矩阵, $P_{LD}^{\lambda-\varepsilon} \in \{P_{LD}^{\lambda-SP}, P_{LD}^{\lambda-GP}, P_{LD}^{\lambda-N}, P_{LD}^{\lambda-GA}, P_{LD}^{\lambda-SA}\}$.

步骤5 构建5种不同风险偏好类型的广义非均衡语言集.

对每一风险偏好聚集 $R^\varepsilon, \varepsilon \in \{SP, GP, N, GA, SA\}$ 构建广义非均衡语言集

$$U_\mu^\varepsilon = \{< s_t, u_t^\varepsilon > | t = -\mu, (-\mu + 1), \dots, -1, 0, 1, \dots, \mu; u_t^\varepsilon = g^\varepsilon(t)\}, \quad (23)$$

其中 $u_t^\varepsilon = g^\varepsilon(t) = (1 + rme^{-\theta_1^\varepsilon t})^{-1} \times \mathbb{1}_{\{t|t \geq 0\}} + (1 + rme^{-\theta_2^\varepsilon t})^{-1} \times \mathbb{1}_{\{t|t < 0\}}$, θ_1^ε 与 θ_2^ε 可由式(20)~式(21)求出.

步骤6 将非均衡语言D数表示的D-ALPR矩阵转化为语义值形式.

基于步骤5构建的广义非均衡语言集, 利用式(23), 将式(22)中 $s_{t_{ij}}$ 转化为语义值 u_t , 即将非均衡语言D数表示的决策信息 $LD_{ij}^{\lambda-\varepsilon} = \{(s_{t_{ij}}^1, v_{ij}^1), (s_{t_{ij}}^2, v_{ij}^2), \dots, (s_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h), (s_{t_{ij}}^{h+1}, v_{ij}^{h+1}), \dots\}$ 转换为语义值形式 $\widetilde{LD}_{ij}^{\lambda-\varepsilon} = \{(u_{t_{ij}}^1, v_{ij}^1), (u_{t_{ij}}^2, v_{ij}^2), \dots, (u_{t_{ij}}^h, v_{ij}^h), (u_{t_{ij}}^{h+1}, v_{ij}^{h+1}), \dots\}$, 则D-ALPR矩阵 $P_{LD}^{\lambda-\varepsilon} = [LD_{ij}^{\lambda-\varepsilon}]_{p \times p}$ 转化为语义值形式 $\widetilde{P}_{LD}^{\lambda-\varepsilon} = [\widetilde{LD}_{ij}^{\lambda-\varepsilon}]_{p \times p}$, $\widetilde{P}_{LD}^{\lambda-\varepsilon} \in \{\widetilde{P}_{LD}^{\lambda-SP}, \widetilde{P}_{LD}^{\lambda-GP}, \widetilde{P}_{LD}^{\lambda-N}, \widetilde{P}_{LD}^{\lambda-GA}, \widetilde{P}_{LD}^{\lambda-SA}\}$.

步骤7 融合5类不同风险偏好类型的大群体决策信息.

基于非均衡语言D数融合规则, 即公式(8)~公式(11), 将5类不同风险偏好类型的语义值形式D-ALPR决策矩阵 $\{\mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{N}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GA}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SA}}\}$ 进行融合, 融合规则表示为

$$\widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda} = \widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda-\text{SP}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda-\text{GP}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda-\text{N}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda-\text{GA}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda-\text{SA}}. \quad (24)$$

其中 $i, j = 1, 2, \dots, p$. 融合后形成基于准则 c_{λ} 的复杂风险偏好融合矩阵 $\mathbf{P}_{\text{D}}^{\lambda} = [\widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda}]_{p \times p}$. $\mathbf{P}_{\text{D}}^{\lambda}$ 中每一元素 $\widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda}$ 可由式(24)获得.

进一步使用非均衡语言D数集成公式(12), 将矩阵 $\mathbf{P}_{\text{D}}^{\lambda}$ 中语义值形式的非均衡语言D数 $\widetilde{\text{LD}}_{ij}^{\lambda}$ 转化为实数形式, 形成矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}}^{\lambda} = [\text{ID}_{ij}^{\lambda}]_{p \times p}$.

步骤8 准则集成.

基于准则权重向量 $(w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 进行准则集成, 即将步骤7中形成的n个矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}}^{\lambda} = [\text{ID}_{ij}^{\lambda}]_{p \times p}$ 进行集成, 形成矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}} = [\text{ID}_{ij}]_{p \times p}$. 其中

$$\text{ID}_{ij} = \sum_{\lambda=1}^n \text{ID}_{ij}^{\lambda} w_{\lambda}, \quad (25)$$

w_{λ} 为准则 c_{λ} 权重, $w_{\lambda} \geq 0$ 且 $\sum_{\lambda=1}^n w_{\lambda} = 1$, $\lambda = 1, 2, \dots, n$.

步骤9 应急决策方案排序.

对矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}} = [\text{ID}_{ij}]_{p \times p}$ 中第*i*行偏好值进行求和, 得各方案综合评价值 ID_i , $i = 1, 2, \dots, p$. 依据 ID_i 对备选方案集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 进行排序.

5 案例分析与方法对比

5.1 案例分析

以特大突发事件“8·12”天津大爆炸为例, 验证分析本文所提方法的可行性. 2015年8月12日23时34分, 天津滨海新区瑞海公司所属的危险品仓库发生爆炸. 现场火光冲天, 高数十米的灰白色蘑菇云瞬间腾起, 30 s后发生更为剧烈的爆炸. 鉴于此次爆炸事件的紧迫性, 天津应急决策指挥中心迅速成立, 并下设五个工作组, 分别为事故现场处置组、伤员救治组、保障维稳群众组、信息发布组和事故原因调查组. 按照党中央要求, 需组织全力控制爆炸火势, 抓紧组织精干力量救治受伤人员. 指挥中心紧急召集由消防、化工、环保等110位各领域专家组成决策专家大群体对火灾现场进行综合评估, 并迅速制定4个应急备选方案.

x_1 : 为避免不明危险物的二次爆炸, 暂缓大规模灭火, 调派防化团、核生化应急救援队深入现场搜救并对燃烧物取样, 根据燃烧物成分选取对应灭火办法; 调取附近街道监控视频, 勘测周边环境; 由空气质量GIS发布平台实时监测滨海新区5个监测点的空气质量指数; 水泥封堵区域内污水、雨水外排口, 油罐车收集废水并送至危险废物处理机构.

x_2 : 为避免不明危险物的二次爆炸, 暂缓大规模灭火, 调派防化团深入现场搜救, 勘测隐患起火点, 并进行沙土掩埋或化学品中和; 调派无人机绘制爆炸现场360度全景图; 事故现场增设应急监测点以监测空气质量; 事故区域砌墙分围, 水泥封堵区域内污水、雨水外排口, 水泵抽取污水并送至废水处理厂.

x_3 : 从北京、河北增派消防员, 协助天津消防总队控制火势, 冷却隔离着火区域, 网格式搜救被困伤员; 调派无人机绘制爆炸现场360度全景图, 详细勘测隐患起火点; 事故现场增设应急监测点以监测空气质量; 水泥封堵区域内污水、雨水外排口, 引入新的应急废水处理装置.

x_4 : 由天津消防总队进入火场外围区域进行全力灭火, 网格式搜救被困伤员; 调取附近街道监控视频, 勘测周边环境; 在事故现场增设应急监测点以监测空气质量; 水泥封堵区域内污水、雨水外排口, 油罐车收

集废水后进行含氰废水预处理，并送至污水处理厂。

在方案评估过程中需预先制定评估准则。对此次爆炸事件，本文首先将公众在微博平台发布的文本大数据进行主题挖掘与分类处理，然后将其纳入决策准则中。本文使用8月12日23时至13日12时捕获的86 580条微博原文及评论作为获取关键词的原始数据。使用python自然语言处理包对每个文本数据进行预处理，包括分词、清洗、词性标注与实体词识别。在基于某类准则比较替代方案时，大群体使用粒度为7的非均衡语言术语集 $S_3 = \{s_{-3} = \text{非常差(VP)}, s_{-2} = \text{差(P)}, s_{-1} = \text{稍差(SP)}, s_0 = \text{一般(F)}, s_1 = \text{稍好(SG)}, s_2 = \text{好(G)}, s_3 = \text{非常好(VG)}\}$ 给出决策信息。下面给出运用上文提出方法进行应急决策的过程和结果。

步骤1 对微博文本大数据进行主题挖掘，确定应急决策准则。

预处理“8·12”天津大爆炸微博文本大数据，获得的所有实体词进行TF-IDF计算，选定TF-IDF权值前五的词条作为该博文的关键词。如某条微博短文本{他们又何尝不畏惧，可是责任与使命让他们毅然决然地冲进去!!向他们致敬}，经关键词提取后表示为{“冲进去”、“致敬”、“畏惧”、“使命”、“责任”}。全部样本经关键词提取后，由wordcloud生成词云图，如图3所示。



图3 “8·12”天津爆炸词云图

Fig. 3 The word cloud of “8·12” Tianjin explosion keywords corpus

本文选取500个TF-IDF值最高的词条作为文本大数据的关键词。经分析，存在一些关键词与该突发事件关联度不高且主题不明确。为便于后续分析，将该部分词条删掉。例如，与爆炸事件毫无关联的词条：“原创”、“晚安”、“漫画”等，无法确定社会公众对该事件关注主题的词条：“天津”、“爆炸”、“事件”等。按照特大突发事件公众关注主题的差异，将剩余237个关键词词条概括为6类：人员伤亡、应急救援、突发事件调查与问责、灾害现场及周边环境监测、环境污染与衍生灾害、事件跟踪与公众情感表达。其中，事件跟踪包含“直播”、“发布会”、“采访”等31个关键词，公众情感表达包括“祈福”、“致敬”、“英雄”等74个关键词。灾害事件跟踪与公众情感表达虽在微博文本中较多涉及，但不宜作为专家对应急方案选择的考量因素，因此本文不将其作为应急决策准则处理；又因实施应急救援活动的首要目标与根本原则是减少人员伤亡，故将公众关注主题中的人员伤亡与应急救援进行合并，表示准则“人员伤亡控制”。基于以上分析，考虑特大突发事件公众关注主题的应急决策准则及其对应关键词(共计132个)如表1所示，将准则对应关键词的TF-IDF权值求和后进行归一化处理作为准则权重。

表1 应急决策准则及其关键词对应表

Table 1 The criteria of emergency decision-making and the corresponding keywords

方案评估标准	对应关键词	词条数目	权值
人员伤亡控制 c_1 ：	死伤、尸体、受伤、失踪、失联、逝者、遇难、拯救、灭火、防化、搜救、救援、医护人员等	58	0.43
原因调查与问责 c_2 ：	爆炸点、核实、严查、追究、责任人、质疑、问责、说法、事实、存放、隐瞒、追责等	29	0.22
现场及周边环境监测 c_3 ：	航拍、火海、码头、大火、生活、火情、场面、火海、事故现场、废墟、炸成、居民区等	28	0.21
环境污染与衍生灾害控制 c_4 ：	泄露、隔离带、危险物品、口罩、氯化物、氯化钠、剧毒、污染、化学品等	17	0.14

步骤2 求解每位专家个体风险偏好因子并将大群体划分为5类不同的风险偏好聚集。

110位应急决策专家 $\{e_1, e_2, \dots, e_{110}\}$ 对 S_3 中的语言变量给出主观语义值, 由最优离散拟合方法求得每位决策者的风险偏好因子 θ_1 与 θ_2 . 例如, 决策者 e_1 给出的语义值向量 $Z = \{z_{-2} = 0.4, z_2 = 0.9, z_3 = 1.0\}$, 表现出较强的风险偏好, 由式(5)求得其风险偏好因子为 $\theta_1^{e_1} = 1.1845, \theta_2^{e_1} = 0.2027$. 重复上述步骤, 可得大群体的风险偏好因子, 如图4所示. 根据风险偏好因子的分布范围及变化情况, 结合决策者主观语义值的大小, 将大群体划分为5种不同程度的风险偏好聚集. 由式(20)~式(21)求得各聚集风险偏好因子, 具体分类标准及结果如表2所示.

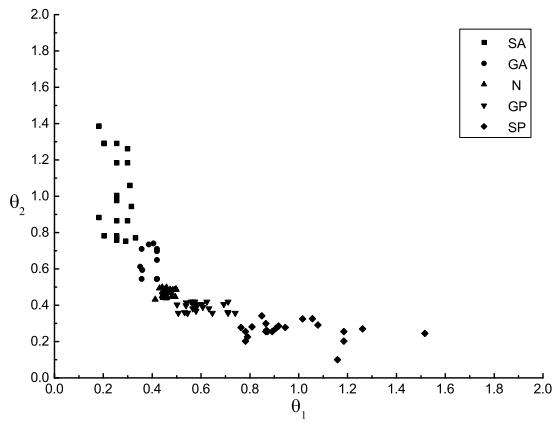


图4 风险偏好因子散点图

Fig. 4 The scatter plot of the risk preference parameters

表2 风险偏好分类结果

Table 2 The result of risk preferences classification

风险偏好聚集 R^ε	θ_1 区间	θ_2 区间	成员数 n_ε	θ_1^ε	θ_2^ε
R^{SP}	(0.75, 3]	[0.1, 0.35]	23	1.0592	0.2562
R^{GP}	(0.5, 0.75]	(0.35, 0.42]	27	0.5967	0.3899
R^{N}	(0.42, 0.5]	(0.42, 0.5]	28	0.4625	0.4668
R^{GA}	(0.35, 0.42]	(0.5, 0.75]	12	0.3942	0.6359
R^{SA}	[0.1, 0.35]	(0.75, 3]	20	0.2551	1.1167

步骤3 不同风险偏好类型的专家分别针对4类准则 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$, 使用 S_3 中的语言术语给出方案集 $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ 的偏好关系, 专家仅需给出3个语言信息, 即 $S^\lambda = \{s_{t_{12}}^\lambda, s_{t_{23}}^\lambda, s_{t_{34}}^\lambda\}, \lambda = 1, 2, \dots, 4$. 在聚集 R^ε 内, 将 S^λ 表示成非均衡语言D数形式, 其中 $\varepsilon \in \{\text{SP}, \text{GP}, \text{N}, \text{GA}, \text{SA}\}$, 具体决策信息如表3所示.

步骤4 构建5种不同风险偏好类型的一致性D-ALPR矩阵.

以风险偏好类型为N的聚集 R^{N} 为例, 聚集中28位决策者, 对准则 c_3 给出的决策信息为 $\text{LD}_{12}^{3-\text{N}} = \{(s_{-2}, 1.0)\}$, $\text{LD}_{23}^{3-\text{N}} = \{(s_2, 0.9)\}$, $\text{LD}_{34}^{3-\text{N}} = \{(s_1, 0.9), (s_2, 0.1)\}$, 其中 $\text{LD}_{23}^{3-\text{N}}$ 为不完整信息. 运用公式(17)~公式(19)构建满足一致性条件的D-ALPR矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{3-\text{N}}$. 其中 $\text{LD}_{41}^{3-\text{N}} = \{(s_{-1}, 0.81), (s_{-2}, 0.09)\}$, 因为

$$s_{t_{41}}^1 = -(s_{t_{12}}^1 + s_{t_{23}}^1 + s_{t_{34}}^1) = -(s_{-2} + s_2 + s_1) = -s_1 = s_{-1},$$

$$v_{41}^1 = v_{12}^1 \times v_{23}^1 \times v_{34}^1 = 1.0 \times 0.9 \times 0.9 = 0.81,$$

$$s_{t_{41}}^2 = -(s_{t_{12}}^2 + s_{t_{23}}^2 + s_{t_{34}}^2) = -(s_{-2} + s_2 + s_2) = -s_2 = s_{-2},$$

$$v_{41}^2 = v_{12}^1 \times v_{23}^1 \times v_{34}^2 = 1.0 \times 0.9 \times 0.1 = 0.09.$$

同理可得 $\text{LD}_{31}^{3-\text{N}}, \text{LD}_{42}^{3-\text{N}}$. 此外, 利用式(16)可得 $\text{LD}_{21}^{3-\text{N}} = -\text{LD}_{12}^{3-\text{N}} = \{(s_2, 1.0)\}$, 同理 $\text{LD}_{13}^{3-\text{N}}, \text{LD}_{14}^{3-\text{N}}, \text{LD}_{32}^{3-\text{N}}, \text{LD}_{24}^{3-\text{N}}, \text{LD}_{43}^{3-\text{N}}$ 可求出. 因此, 基于准则 c_3 , 聚集 R^{N} 的一致性D-ALPR决策矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{3-\text{N}}$ 表示为

$$\begin{bmatrix} \{(s_0, 1.0)\} & \{(s_{-2}, 1.0)\} & \{(s_0, 0.9)\} & \{(s_1, 0.81), (s_2, 0.09)\} \\ \{(s_2, 0.9)\} & \{(s_0, 1.0)\} & \{(s_2, 0.9)\} & \{(s_3, 0.81), (s_4, 0.09)\} \\ \{(s_0, 0.9)\} & \{(s_{-2}, 0.9)\} & \{(s_0, 1.0)\} & \{(s_1, 0.9), (s_2, 0.1)\} \\ \{(s_{-1}, 0.81), (s_{-2}, 0.09)\} & \{(s_{-3}, 0.81), (s_{-4}, 0.09)\} & \{(s_{-1}, 0.9), (s_{-2}, 0.1)\} & \{(s_0, 1.0)\} \end{bmatrix}.$$

此处省略一致性D-ALPR矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{N}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GA}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SA}}$ 的构建步骤, $\lambda = 1, 2, \dots, 4$.

步骤5 构建5种不同风险偏好类型的广义非均衡语言集.

依据表2中的 θ_1^ε 与 θ_2^ε , 利用式(23)构建5类不同风险偏好类型的广义非均衡语言集 U_3 , 结果如表4所示. 图5为不同风险偏好类型的非对称“S型”语义函数. 由表4、图5看出, 对 U_3 中的同一语言术语, 风险偏好程度较强的决策者具有较大的语义值, 其边际递减效应更为明显.

表3 专家大群体非均衡语言D数决策信息

Table 3 The decision information for the large group in the form of unbalanced linguistic D number

	c_1	c_2	c_3	c_4
SP	$\text{LD}_{12}^1 = \{(G, 0.5), (\text{VG}, 0.4)\}$	$\text{LD}_{12}^2 = \{(\text{SP}, 0.9)\}$	$\text{LD}_{12}^3 = \{(\text{SP}, 0.8), (\text{P}, 0.2)\}$	$\text{LD}_{12}^4 = \{(\text{SP}, 0.8), (\text{SG}, 0.2)\}$
	$\text{LD}_{23}^1 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^2 = \{(\text{SP}, 0.5), (\text{P}, 0.5)\}$	$\text{LD}_{23}^3 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$	$\text{LD}_{23}^4 = \{(\text{SP}, 0.9)\}$
	$\text{LD}_{34}^1 = \{(\text{VG}, 0.8)\}$	$\text{LD}_{34}^2 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^3 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^4 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$
GP	$\text{LD}_{12}^1 = \{(\text{SG}, 0.6), (G, 0.4)\}$	$\text{LD}_{12}^2 = \{(\text{P}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{12}^3 = \{(\text{VP}, 0.9), (\text{P}, 0.1)\}$	$\text{LD}_{12}^4 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$
	$\text{LD}_{23}^1 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^2 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^3 = \{(G, 0.9)\}$	$\text{LD}_{23}^4 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$
	$\text{LD}_{34}^1 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$	$\text{LD}_{34}^2 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^3 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^4 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$
N	$\text{LD}_{12}^1 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$	$\text{LD}_{12}^2 = \{(\text{P}, 0.6), (\text{SP}, 0.4)\}$	$\text{LD}_{12}^3 = \{(\text{P}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{12}^4 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$
	$\text{LD}_{23}^1 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^2 = \{(\text{P}, 0.9)\}$	$\text{LD}_{23}^3 = \{(G, 0.9)\}$	$\text{LD}_{23}^4 = \{(\text{SP}, 0.7), (\text{SG}, 0.3)\}$
	$\text{LD}_{34}^1 = \{(G, 0.7), (\text{VG}, 0.2)\}$	$\text{LD}_{34}^2 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^3 = \{(\text{SG}, 0.9), (G, 0.1)\}$	$\text{LD}_{34}^4 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$
GA	$\text{LD}_{12}^1 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{12}^2 = \{(\text{SP}, 0.9), (\text{P}, 0.1)\}$	$\text{LD}_{12}^3 = \{(\text{VP}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{12}^4 = \{(\text{SP}, 0.7), (\text{SG}, 0.3)\}$
	$\text{LD}_{23}^1 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^2 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^3 = \{(\text{SG}, 0.6), (G, 0.4)\}$	$\text{LD}_{23}^4 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$
	$\text{LD}_{34}^1 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^2 = \{(G, 0.9)\}$	$\text{LD}_{34}^3 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^4 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$
SA	$\text{LD}_{12}^1 = \{(\text{SG}, 0.9), (G, 0.1)\}$	$\text{LD}_{12}^2 = \{(\text{SP}, 0.82), (\text{P}, 0.18)\}$	$\text{LD}_{12}^3 = \{(\text{P}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{12}^4 = \{(\text{SP}, 0.9)\}$
	$\text{LD}_{23}^1 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^2 = \{(\text{SP}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{23}^3 = \{(G, 0.9)\}$	$\text{LD}_{23}^4 = \{(\text{SP}, 0.5), (\text{SG}, 0.5)\}$
	$\text{LD}_{34}^1 = \{(\text{SG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^2 = \{(\text{VG}, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^3 = \{(G, 1.0)\}$	$\text{LD}_{34}^4 = \{(\text{SG}, 0.9)\}$

表4 不同风险偏好类型的广义非均衡语言集

Table 4 Generalized unbalanced linguistic sets of different risk preferences

风险偏好类型	广义非均衡语言集 U_3
SP	$< s_{-3}, 0.3167 >, < s_{-2}, 0.3746 >, < s_{-1}, 0.4363 >, < s_0, 0.5 >, < s_1, 0.7425 >, < s_2, 0.8927 >, < s_3, 0.9600 >$
GP	$< s_{-3}, 0.2369 >, < s_{-2}, 0.3144 >, < s_{-1}, 0.4037 >, < s_0, 0.5 >, < s_1, 0.6449 >, < s_2, 0.7673 >, < s_3, 0.8569 >$
N	$< s_{-3}, 0.1978 >, < s_{-2}, 0.2822 >, < s_{-1}, 0.3854 >, < s_0, 0.5 >, < s_1, 0.6136 >, < s_2, 0.7161 >, < s_3, 0.8002 >$
GA	$< s_{-3}, 0.1292 >, < s_{-2}, 0.2189 >, < s_{-1}, 0.3462 >, < s_0, 0.5 >, < s_1, 0.5973 >, < s_2, 0.6875 >, < s_3, 0.7654 >$
SA	$< s_{-3}, 0.0339 >, < s_{-2}, 0.0968 >, < s_{-1}, 0.2466 >, < s_0, 0.5 >, < s_1, 0.5634 >, < s_2, 0.6249 >, < s_3, 0.6825 >$

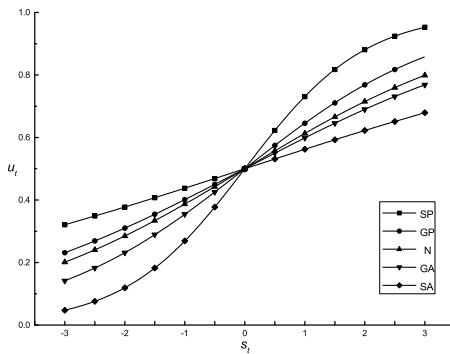


图5 非对称“S型”语义函数图

Fig. 5 The asymmetric sigmoid semantic function

步骤6 依据表4中不同风险偏好类型下语言术语与语义值的一一对应, 将D-ALPR矩阵中非均衡语言D数LD转化为其对应的语义形式 \widetilde{LD} .

以风险偏好类型为中性的大群体D-ALPR决策矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{3-\text{N}}$ 为例, 转化后的语义值形式的D-ALPR矩阵

为 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{3-\text{N}} = [\widetilde{\text{LD}}_{ij}^{3-\text{N}}]_{4 \times 4}$, 表示为

$$\left[\begin{array}{cccc} \{(0.5, 1.0)\} & \{(0.282 2, 1.0)\} & \{(0.5, 0.9)\} & \{(0.613 6, 0.81), (0.716 1, 0.09)\} \\ \{(0.716 1, 0.9)\} & \{(0.5, 1.0)\} & \{(0.716 1, 0.9)\} & \{(0.800 2, 0.81), (0.864 1, 0.09)\} \\ \{(0.5, 0.9)\} & \{(0.282 2, 0.9)\} & \{(0.5, 1.0)\} & \{(0.613 6, 0.9), (0.716 1, 0.1)\} \\ \{(0.385 4, 0, 0.81), (0.282 2, 0.09)\} & \{(0.197 8, 0.81), (0.133 9, 0.09)\} & \{(0.385 4, 0.9), (0.282 2, 0.1)\} & \{(0.5, 1.0)\} \end{array} \right].$$

同理, 矩阵 $\mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{N}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GA}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SA}}$ 均可构建, $\lambda = 1, 2, \dots, 4$.

步骤7 使用非均衡语言D数融合规则融合5类不同风险偏好类型的大群体决策信息.

$\mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GP}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{N}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{GA}}, \mathbf{P}_{\text{LD}}^{\lambda-\text{SA}}$ 为基于准则 c_λ , 不同风险偏好类型的大群体决策矩阵, 其中 $c_\lambda \in \{c_1, c_2, c_3, c_4\}$. 用式(8)~式(11)对其融合后, 形成4类准则下的风险偏好融合矩阵 $\mathbf{P}_D^1, \mathbf{P}_D^2, \mathbf{P}_D^3, \mathbf{P}_D^4$. 以矩阵 $\mathbf{P}_D^3 = [\widetilde{\text{LD}}_{ij}^3]_{4 \times 4}$ 为例, 由式(24)可知, 元素 $\widetilde{\text{LD}}_{12}^3$ 由下式获得

$$\begin{aligned} \widetilde{\text{LD}}_{12}^3 &= \widetilde{\text{LD}}_{12}^{3-\text{SP}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{12}^{3-\text{GP}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{12}^{3-\text{N}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{12}^{3-\text{GA}} \oplus \widetilde{\text{LD}}_{12}^{3-\text{SA}} \\ &= \{(0.129 2, 1.0)\} \oplus \{(0.236 9, 0.9), (0.314 4, 0.1)\} \oplus \{(0.282 2, 1.0)\} \oplus \{(0.129 2, 1.0)\} \oplus \{(0.096 8, 1.0)\} \\ &= \{(0.158 1, 0.251 4), (0.154 2, 0.250 2), (0.162 9, 0.249 8), (0.159 0, 0.248 6)\}. \end{aligned}$$

同理, 矩阵 \mathbf{P}_D^3 中其它元素均可获得. 因此, 对准则 c_λ , 不同风险偏好类型的大群体决策信息被融合到同一矩阵中. 矩阵 \mathbf{P}_D^3 中元素 $\widetilde{\text{LD}}_{ij}^3$ 为语义形式的非均衡语言D数, 进一步用公式(12)对矩阵中每一元素进行D数集成, 则语义形式的非均衡语言D数转化为实数, 形成矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}}^3 = [\text{ID}_{ij}^3]_{4 \times 4}$. 针对4类准则, 大群体复杂风险偏好融合后的矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\text{ID}}^1 &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.492 8 & 0.582 6 & 0.719 5 \\ 0.184 9 & 0.5 & 0.655 0 & 0.491 1 \\ 0.096 5 & 0.213 3 & 0.5 & 0.419 6 \\ 0.043 9 & 0.059 2 & 0.163 7 & 0.5 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}_{\text{ID}}^2 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.199 1 & 0.122 8 & 0.250 7 \\ 0.47 & 0.5 & 0.197 7 & 0.326 5 \\ 0.614 6 & 0.409 2 & 0.5 & 0.629 8 \\ 0.506 0 & 0.293 2 & 0.144 7 & 0.5 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{P}_{\text{ID}}^3 &= \begin{bmatrix} 0.5 & 0.158 5 & 0.361 9 & 0.572 1 \\ 0.664 6 & 0.5 & 0.291 4 & 0.553 9 \\ 0.477 0 & 0.089 5 & 0.5 & 0.663 3 \\ 0.242 0 & 0.077 3 & 0.193 7 & 0.5 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}_{\text{ID}}^4 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.240 8 & 0.250 7 & 0.295 4 \\ 0.312 5 & 0.5 & 0.265 1 & 0.197 7 \\ 0.423 6 & 0.329 1 & 0.5 & 0.193 4 \\ 0.307 7 & 0.160 1 & 0.192 8 & 0.5 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

步骤8 基于准则权重向量 $(0.43, 0.22, 0.21, 0.14)^T$, 用式(25)将大群体复杂风险偏好融合后的矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}}^1, \mathbf{P}_{\text{ID}}^2, \mathbf{P}_{\text{ID}}^3, \mathbf{P}_{\text{ID}}^4$ 进行准则集成, 得

$$\mathbf{P}_{\text{ID}} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.322 7 & 0.388 6 & 0.526 0 \\ 0.366 2 & 0.5 & 0.423 5 & 0.427 0 \\ 0.336 2 & 0.246 6 & 0.5 & 0.485 4 \\ 0.224 1 & 0.158 6 & 0.169 9 & 0.5 \end{bmatrix}.$$

步骤9 对矩阵 $\mathbf{P}_{\text{ID}} = [\text{ID}_{ij}]_{4 \times 4}$ 中的第*i*行偏好值进行求和, 获得四个应急替代方案的综合评估值, 分别为 1.737 4, 1.716 7, 1.568 1, 1.022 6. 因此, 方案排序结果为 $x_1 \succ x_2 \succ x_3 \succ x_4$, 即选择方案 x_1 作为“8·12”天津爆炸应急救援的最优方案.

5.2 方法比较与讨论

为说明本文提出方法的有效性与合理性, 从应急决策准则的确定与考虑决策者风险偏好的决策结果两个方面, 将本文提出的方法与文献[20]进行对比.

对于应急决策准则的确定, 文献[20]中方案准则与准则权重由专家主观确定. 本文挖掘社交媒体中公众对突发事件的关注主题, 将其分类后作为应急决策准则, 使广大公众参与到应急决策中, 方案的制定不仅包

含专家意见,也切实反映民意.

考虑决策者风险偏好对方案排序结果的影响,两种方法最终的决策结果如表5所示. 文献[20]中的方法,不同风险偏好类型的决策者得到差异化的决策结果,无法有效地完成方案选优. 本文将[20]中风险型决策方法应用到大群体环境中,并提出基于非均衡语言D数的融合方法,用来融合具有复杂风险偏好的大群体决策信息,在不同风险偏好类型同时存在的大群体环境中得到唯一方案排序结果.

表5 方案排序结果比较
Table 5 The alternative ranking results among the two methods

	决策风险偏好类型	方案排序结果
文献[20]方法	SP	$x_1 \succ x_2 \succ x_4 \succ x_3$
	GP	$x_2 \succ x_1 \succ x_3 \succ x_4$
	N	$x_2 \succ x_1 \succ x_3 \succ x_4$
	GA	$x_1 \succ x_2 \succ x_3 \succ x_4$
	SA	$x_2 \succ x_1 \succ x_4 \succ x_3$
本文方法	{SA, GP, GA, SA}共存	$x_1 \succ x_2 \succ x_3 \succ x_4$

6 结束语

本文对社交媒体大数据环境下的应急决策问题进行研究,提出一种公众关注主题下的大群体风险性应急决策方法. 首先将社交媒体平台中的海量文本信息纳入决策分析,有利于决策者对实际情况的认知与把握,从而做出有针对性的应急决策分析. 然后针对大群体语言决策信息的不完整性与决策者风险偏好的复杂性,基于非均衡语言D数理论对不完整语言决策信息进行处理,同时利用风险偏好因子对专家风险偏好进行刻画与梳理,保证了决策活动的顺利进行. 最后,以天津爆炸为例说明了本文方法的应用过程. 结果表明,本文所提方法方法充分考虑现实环境中应急决策的实际需求,具有较好的可行性与实用性,可为社交媒体大数据环境下的应急决策问题提供科学有效的决策支持.

本文的研究成果适用于单阶段的大群体风险性应急决策问题,未来的研究考虑将该方法扩展到多阶段应急决策问题中,探究突发事件不同阶段下公众关注主题与专家决策信息的变化,使决策方法更加适用于动态应急决策问题.

参考文献:

- [1] Zhou X Y, Shi Y Q, Deng X Y, et al. D-DEMATEL: A new method to identify critical success factors in emergency management. *Safety Science*, 2017, 91(1): 93–104.
- [2] 张磊,王延章,陈雪龙,等.面向突发事件应急决策的情景建模方法. *系统工程学报*, 2018, 33(1): 1–12.
Zhang L, Wang Y Z, Chen X L, et al. Scenario modeling method for unconventional emergency decision-making. *Journal of Systems Engineering*, 2018, 33(1): 1–12. (in Chinese)
- [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. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*, 2015, 21(5): 1314–1325.
- [4] 徐选华,王敏赛,陈晓红.偏好冲突优化的多属性多阶段大群体决策方法. *系统工程学报*, 2014, 29(1): 48–55.
Xu X H, Wang M S, Chen X H. Multi-attribute & multi-stage large group decision-making method for preference conflict optimization. *Journal of Systems Engineering*, 2014, 29(1): 48–55. (in Chinese)
- [5] Simon T, Goldberg A, Adini B. Socializing in emergencies: A review of the use of social media in emergency situations. *International Journal of Information Management*, 2015, 35(5): 609–619.
- [6] Alexander D E. Social media in disaster risk reduction and crisis management. *Science & Engineering Ethics*, 2014, 20(3): 717–733.
- [7] Chatfield A T, Scholl H J, Brajawidagda U. Tsunami early warnings via Twitter in government: Net-savvy citizens' co-production of time-critical public information services. *Government Information Quarterly*, 2013, 30(4): 377–386.

- [8] Signorini A, Segre A M, Polgreen P M. The use of Twitter to track levels of disease activity and public concern in the US during the influenza A H1N1 pandemic. *PloS One*, 2011, 6(5): 1–10.
- [9] Simon T, Goldberg A, Aharonson-Daniel L, et al. Twitter in the cross fire: The use of social media in the Westgate Mall terror attack in Kenya. *PloS One*, 2014, 9(8): 1–11.
- [10] Tang Z H, Zhang L G, Xu F H, et al. Examining the role of social media in California's drought risk management in 2014. *Natural Hazards*, 2015, 79(1): 171–193.
- [11] 康伟. 基于SNA的突发事件网络舆情关键节点识别: 以“7·23动车事故”为例. *公共管理学报*, 2012, 9(3): 101–111.
Kang W. Analysis of the key nodes in public opinion spread during emergencies based on social network theory: A case study of the 7·23 Wenzhou high-speed train collision. *Journal of Public Management*, 2012, 9(3): 101–111. (in Chinese)
- [12] Wang S Z, Yan Z, Hu X, et al. CPB: A classification-based approach for burst time prediction in cascades. *Knowledge and Information Systems*, 2016, 49(1): 243–271.
- [13] 刘泉, 荣莉莉, 于凯. 考虑多层邻居节点影响的微博网络舆论演化模型. *系统工程学报*, 2017, 32(6): 721–731.
Liu Q, Rong L L, Yu K. Public opinion model of micro-blog network with influence of multi-layered neighbor nodes considered. *Journal of Systems Engineering*, 2017, 32(6): 721–731. (in Chinese)
- [14] Bai H, Yu G. A Weibo-based approach to disaster informatics: Incidents monitor in post-disaster situation via Weibo text negative sentiment analysis. *Natural Hazards*, 2016, 83(2): 1177–1196.
- [15] Wang Y, Wang T, Ye X, et al. Using social media for emergency response and urban sustainability: A case study of the 2012 Beijing rainstorm. *Sustainability*, 2015, 8(1): 25.
- [16] Xu Z S. Deviation measures of linguistic preference relations in group decision making. *Omega: The International Journal of Management Science*, 2005, 33(3): 249–254.
- [17] Merigo J M, Palacios-Marques D, Zeng S. Subjective and objective information in linguistic multi-criteria group decision making. *European Journal of Operational Research*, 2016, 248(2): 522–531.
- [18] Herrera F, Herrera-Viedma E, Martínez L. A fuzzy linguistic methodology to deal with unbalanced linguistic term sets. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2008, 16(2): 354–370.
- [19] Dong Y C, Herrera-Viedma E. Consistency-driven automatic methodology to set interval numerical scales of 2-tuple linguistic term sets and its use in the linguistic GDM with preference relation. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(4): 780–792.
- [20] Zhou W, Xu Z S. Generalized asymmetric linguistic term set and its application to qualitative decision making involving risk appetites. *European Journal of Operational Research*, 2016, 254(2): 610–621.
- [21] Zhou W, Xu Z S. Asymmetric fuzzy preference relations based on the generalized sigmoid scale and their application in decision making involving risk appetites. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2016, 24(3): 741–756.
- [22] Liu P B, Jin F. Methods for aggregating intuitionistic uncertain linguistic variables and their application to group decision making. *Information Sciences*, 2012, 205(1): 58–71.
- [23] Wang J Q, Peng L, Zhang H Y, et al. Method of multi-criteria group decision-making based on cloud aggregation operators with linguistic information. *Information Sciences*, 2014, 274(4): 177–191.
- [24] Deng Y. D numbers: Theory and applications. *Journal of Information & Computational Science*, 2012, 9(9): 2421–2428.
- [25] Deng X Y, Hu Y, Deng Y, et al. Supplier selection using AHP methodology extended by D numbers. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(1): 156–167.
- [26] Salton G, Buckley C. Term-weighting approaches in automatic text retrieval. *Information Processing & Management*, 1988, 24(5): 513–523.
- [27] Herrera-Viedma E, Herrera F, Chiclana F, et al. Some issues on consistency of fuzzy preference relations. *European Journal of Operational Research*, 2004, 154(1): 98–109.

作者简介:

徐选华 (1962—), 男, 江西临川人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 大数据决策理论与方法, 决策支持系统, 应急管理与决策, 风险分析与管理, Email: xuxh@csu.edu.cn;

王麟麟 (1992—), 女, 山东枣庄人, 硕士生, 研究方向: 大数据决策方法, 应急管理与决策, Email: wllinlz@sina.com;

陈晓红 (1963—), 女, 湖南长沙人, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向: 决策理论与方法, 决策支持系统, 应急与风险管理, Email: cxh@csu.edu.cn.