文章编号:2096-1472(2026)10-0047-08
DOI:10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2026.010.008

考虑群智知识和个性化语义的共识决策模型

赵林姣[1]，耿秀丽[1,2]，张红柳[1]，熊元鑫[1]

(1.上海理工大学管理学院，上海 200093；
2.上海理工大学智慧应急管理学院，上海 200093)

✉ 241490112@st.usst.edu.cn; xlgeng@usst.edu.cn; 231480102@st.usst.edu.cn; 242271102@st.usst.edu.cn

摘 要:在人工智能迅猛发展的背景下,针对现有共识决策中信息主观性强等问题,引入群智知识挖掘机制。考虑个性化语义的动态变化和专家信任关系对语义变化的影响,提出一种考虑信任关系和持续学习的个性化语义共识决策方法。首先,基于大语言模型等方法挖掘社交媒体中的群智知识,进而构建评价属性体系;其次,考虑专家间的信任关系,结合一致性驱动方法建立持续学习的个性化语义量化模型;最后,通过共识测量识别非共识决策者,通过反馈调整规则生成偏好修改建议,达成共识后得到决策结果。通过无人机选型的案例分析,从群体共识度等方面验证了该方法的有效性和实际性。结果表明,所提方法可有效捕捉语义的动态变化。

关键词:大语言模型;群智知识;个性化语义;信任关系;持续学习;共识决策
中图分类号:TP391.1 **文献标识码**:A

Consensus Decision-Making Model Considering Group Intelligence Knowledge and Personalized Semantics

ZHAO Linjiao[1], GENG Xiuli[1,2], ZHANG Hongliu[1], XIONG Yuanxin[1]

(1.*Business School, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai* 200093, *China*;
2.*School of Intelligent Emergency Management, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai* 200093, *China*)

✉ 241490112@st.usst.edu.cn; xlgeng@usst.edu.cn; 231480102@st.usst.edu.cn; 242271102@st.usst.edu.cn

Abstract: Against the backdrop of rapid advancements in artificial intelligence, a group intelligence knowledge mining mechanism is introduced to address issues such as strong subjectivity in existing consensus decision-making. Considering the dynamic evolution of personalized semantics and the potential influence of expert trust relationships on semantic shifts, a personalized individual semantic consensus decision-making method incorporating trust relationships and continuous learning is proposed. Firstly, group intelligence knowledge in social media is mined based on large language models and other approaches to construct an evaluation attribute system. Secondly, considering the trust relationships among experts, a continuous learning personalized semantic quantification model is established using a consistency-driven approach. Finally, the level of group consensus is assessed through consensus measurement. Feedback adjustment rules are employed to generate preference modification recommendations for non-consensus decision-makers. Once consensus is reached, the decision outcome is obtained. Through case studies of drone selection, the effectiveness and practicality of the approach are validated from the perspective of group consensus degree and other indicatorsResults indicate that the proposed method can effectively capture dynamic changes in semantic meaning.

Key words: large language models; group intelligence knowledge; personalized semantics; trust relationships; continuous learning; consensus decision-making

0 引言(Introduction)

人工智能等技术进步推动了大规模决策数据处理[1]。个性化语义[2]指在语言型群体决策中,专家因经验与认知差异,对同一语言术语会产生不同理解。决策过程中存在不确定性[3]、意见冲突及信任关系,这些都影响共识效率与决策质量。因此,需挖掘群智知识并考虑信任对语义的影响,构建融合二者特征的共识决策模型。

在语言型群体决策中,现有研究主要集中于个性化语义量化[4-5]与共识优化[6-7]两方面,前者旨在表征专家个体语义差异,后者则聚焦于降低共识调整成本。持续学习方法虽被用于捕捉个性化语义的动态变化[8-11],但仍未将群智知识挖掘与个性化语义纳入统一框架,且大多忽视群智知识对评价属性的支

收稿日期:2025-12-09
基金项目:国家自然科学基金项目资助(72271164;72401194)

www.rjgczz.com

撑作用及信任关系对个性化语义动态变化的影响。其中，个性化语义的动态变化指决策者随时间和环境变化对语言术语产生的认知偏移。

针对现有局限，本文提出了一种考虑群智知识和个性化语义的共识决策建模方法，主要研究内容包括：

(1)利用大语言模型挖掘社交媒体中的群智知识，构建客观的评价属性信息；

(2)考虑信任关系与持续学习，建立个性化语义量化模型；

(3)通过共识测量与反馈调整机制，引导群体达成共识，并结合属性权重做出最终决策。

1 基于群智知识的评价属性及权重确定(Determination of evaluation attributes and weights based on group intelligence knowledge)

传统的共识决策往往依赖少数专家来设定评价属性，难以覆盖大规模群体在复杂决策环境中关注的维度。社交媒体平台作为汇集海量用户生成内容的载体，为挖掘公众群智知识提供了丰富的信息，同时，人工智能的发展为挖掘群智知识提供了技术支持。因此，本文利用自然语言处理技术挖掘社交媒体中的公众数据，借鉴高建伟等[12]挖掘群智知识的方法，主要包括数据收集、初始主题库构建和评价属性信息确定 3 个过程，如图 1 所示。本文方法不仅适用于无人机选型，也适用于其他多属性决策问题，对于大语言模型版本、相关算法的参数设置可根据实际情况设定。

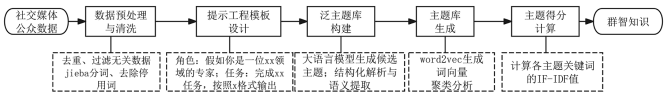


图 1 群智知识挖掘流程

Fig. 1 Process for extracting group wisdom knowledge

过程 1 数据收集。以决策问题相关的核心词汇为检索索引，利用网络爬虫工具和数据采集技术，从社交媒体平台获取相关数据，进而构建原始评论语料库；之后进行清洗和处理数据，主要包括清除重复数据、过滤低价值及无关文本；采用 jieba 分词工具对清洗后的中文文本进行分词处理，并去除停用词。

过程 2 基于大语言模型构建初始主题库。考虑到大语言模型具有上下文感知与深度语义理解能力，本研究利用它构建包含主题词、语义描述及关键词的结构化主题库。主要流程为先设计任务导向型的提示工程模板，通过规范指令格式以保障输出结果的准确性；驱动大语言模型生成候选主题集，通过对候选主题集的结构化解析与评论数据的语义提取，综合形成初始主题库。

过程 3 确定评价属性信息。首先，利用 word2vec 算法对初始主题库生成词向量，基于相似度对主题实施层次聚类，构建具有逻辑从属关系的主题库；随后，应用词频-逆文档频率(Term Frequency-Inverse Document Frequency，TF-IDF)算法量化主题库中关键词的重要性，通过加权计算生成各主题得分；最后，基于得到的群智知识，确定评价属性集 $C=\{c_1,c_2,\cdots,c_p\}$ 及其对应的权重 $W=\{w_1,w_2,\cdots,w_p\}$。

进一步，收集专家意见，进行群体共识决策。令 $S=\{s_0,s_1,\cdots,s_g\}$ 表示粒度为 g 的语言标签集。$E=\{e_1,e_2,\cdots,e_m\}$ 为决策者集合。$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_p\}$ 为评价属性集合。属性权重 $W=\{w_1,w_2,\cdots,w_p\}$。$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$ 为备选方案集合，$L^{k,z}=(l_{ij}^{k,z})_{n\times n}$ 为决策者 e_k 在迭代次数 z 时给出的语言偏好关系，$l_{ij}^{k,z}$ 表示相较于方案 x_j、决策者 e_k 更偏好方案 x_i 的程度，$l_{ij}^{k,z}\in S$，$\forall i=j$，$l_{ii}^{k,z}=s_{g/2}$ 且 $\forall i>j$，$l_{ij}^{k,z}=\text{null}$，$k\in M=\{1,2,\cdots,m\}$。$NS^{k,z}(s_i)$ 表示在第 z 轮迭代时，决策者 e_k 在语言标签 S 上的个性化数值标度。对于不同的决策者和迭代次数，用相同语言标签评价时，对应的数值标度会存在差异，体现了语义的个性化和动态变化特征。为了捕捉专家语义的动态变化，提高决策的可靠性，需要建立个性化语义量化方法。

2 评价属性的个性化语义量化(Personalised individual semantic quantification of evaluation attributes)

在群体共识决策过程中，面对不同的评价属性以及受到最信任的决策者的影响，决策者会调整对语言标签的理解，进而使语义呈现出动态变化的特点。作为判断评价矩阵质量的重要评价指标，一致性水平反映了评价矩阵的可靠性和逻辑性。因此，本文在以最大化一致性水平为目标的同时，考虑信任关系的影响，结合持续学习方法，提出了一种两阶段的个性化语义量化模型以获得个性化数值标度，对动态变化的个性化语义进行表征。

2.1 基于一致性驱动的个性化语义量化模型

在进行个性化语义量化时，首先要考虑决策者偏好关系的一致性问题。一致性水平 CI 可以衡量决策者的偏好关系是否具有逻辑性，$CI\in[0,1]$ 的值越高，表示决策者所提供偏好关系的质量越好。假设有 n 个备选方案，令 $L^{k,z}=(l_{ij}^{k,z})_{n\times n}$ 为决策者 e_k 在第 z 轮迭代过程中对备选方案的语言偏好矩阵，根据 Dong 等[13]提出的利用一致性驱动模型计算个性化数值标度的方法，将第一阶段个性化语义量化模型的目标函数表示为

$$\text{Max } CI(L^{k,z}) \tag{1}$$

其中：

$$CI(L^{k,z})=1-\frac{4\sum_{i,j,z=1;i<j<z}^{n}\left|NS^{k,z}(l_{ij}^{k,z})+NS^{k,z}(l_{jz}^{k,z})-NS^{k,z}(l_{iz}^{k,z})-0.5\right|}{n(n-1)(n-2)} \tag{2}$$

在群体共识决策中，面对语言标签形式的决策信息，利用数值标度的计算规则，可以将决策者 e_k 使用的语言标签 s_i 映射为数值形式。个性化数值标度 $NS^{k,z}(s_i)$ 应满足以下条件[14]：

①数值标度的有序性。假设决策者 e_k 使用的语言标签集 S 是有序的，如 $S=\{s_0:\text{很差},\cdots,s_g:\text{很好}\}$，那么对应的数值标度也是有序的，$NS^{k,z}(s_i)$ 如式(3)所示：

$$NS^{k,z}(s_i)<NS^{k,z}(s_{i+1}) \tag{3}$$

②数值标度的差异性。假设决策者 e_k 使用语言标签集 S 中的元素是有差异的，如 $S=\{s_0:\text{差},s_1:\text{中等},s_2:\text{好}\}$，那么对应的相邻语言标签的数值标度也是有差异的，$NS^{k,z}(s_{i+1})$ 如式(4)所示：

$$NS^{k,z}(s_{i+1})-NS^{k,z}(s_i)\geqslant\lambda \tag{4}$$

其中：λ 可以根据具体决策情况来设定大小，λ 的取值参考张震等[15]研究，本文将 λ 设定为 0.05。

③数值标度的其他取值范围。$NS^{k,z}(s_i)$ 的值可以设置为

$$NS^{k,z}(s_i)\begin{cases}=0, & i=0\\ \in\left[\dfrac{i-1}{g},\dfrac{i+1}{g}\right], & i=1,2,\cdots,g-1;i\neq g/2\\ =0.5, & i=g/2\\ =1, & i=g\end{cases} \tag{5}$$

根据以上分析，基于一致性驱动的个性化语义持续学习模型如式(6)所示：

$$\max CI(L^{k,z})=1-\frac{4}{n(n-1)(n-2)}\times\sum_{i,j,z=1;i<j<z}^{n}$$

www.rjgczz.com

$$\left|NS^{k,z}(l_{ij}^{k,z})+NS^{k,z}(l_{jz}^{k,z})-NS^{k,z}(l_{iz}^{k,z})-0.5\right|$$

$$\text{s.t}\begin{cases}NS^{k,z}(s_0)=0,\forall k\in M\\ NS^{k,z}(s_i)\in\left[\dfrac{i-1}{g},\dfrac{i+1}{g}\right],\forall k\in M;i=1,2\cdots g-1;i\neq g/2\\ NS^{k,z}(s_{g/2})=0.5,\forall k\in M\\ NS^{k,z}(s_g)=1,\forall k\in M\\ NS^{k,z}(s_{i+1})-NS^{k,z}(s_i)\geqslant\lambda,\forall k\in M;i=0,1,\cdots,g-1\end{cases}\tag{6}$$

模型的变量为数值标度 $NS^{k,z}(s_i)$,通过求解式(6)可以获得决策者 e_k 的一致性水平 CI^k 和个性化数值标度。

2.2 基于信任关系的个性化语义量化模型

由于决策者之间的信任关系会对决策者语义变化产生影响,所以有必要考虑在信任关系下对个性化语义进行建模,对式(6)中求出来的个性化数值标度进行优化。

采用 Zhang 等[14]提出的构建专家信任关系矩阵方法,信任矩阵被表示为 $\boldsymbol{T}=[t_{ij}]_{m\times m}$,$t_{ij}$ 被定义为专家 e_i 对专家 e_j 的信任度。参考 Zhang 等[14]研究方法,本文设定了相关评估准则,要求专家在打分时,需综合考量过往的合作经验、专业声誉及熟悉程度,直接给出一个[0,1]区间内的数值,数值越大代表越信任。信任关系矩阵如下:

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}1 & t_{12} & \cdots & t_{1m}\\ t_{21} & 1 & \cdots & t_{2m}\\ \vdots & \vdots & & \vdots\\ t_{m1} & t_{m2} & \cdots & 1\end{bmatrix}\tag{7}$$

下一步,从信任矩阵中识别决策者 e_k 最信任的决策者 e_h,即:

$$e_h=\operatorname{argmax} t_{kj}\tag{8}$$

将最小化决策者 e_k 与最信任的决策者 $e_h(k\neq h,h\in M)$ 之间的语义差异作为模型的目标函数,即:

$$\min\sum_{k\neq h;i<j}^{n}\left|NS^{k,z}(l_{ij}^{k,z})-NS^{h,z}(l_{ij}^{k,z})\right|\tag{9}$$

这一阶段的决策变量仍为 $NS^{k,z}(s_i)$,对于 $NS^{k,z}(s_i)$ 的取值范围,采用式(3)~式(5),在优化个性化数值标度时,不能忽略偏好关系的可靠性,所以,将第一阶段获得的一致性水平 $CI^k(\forall k\in M,CI(L^k)=CI^k)$ 作为本阶段模型构建的约束条件之一,目的是实现语义差异最小化的同时不破坏决策者个体偏好关系的一致性水平。

根据以上分析,建立了基于信任关系的个性化语义量化模型:

$$\min\sum_{h\neq k;i<j}^{n}\left|NS^{k,z}(l_{ij}^{k,z})-NS^{h,z}(l_{ij}^{h,z})\right|$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}NS^{k,z}(s_0)=0,k\in M\\ NS^{k,z}(s_i)\in[\dfrac{i-1}{g},\dfrac{i+1}{g}],k\in M;i=1,2\cdots g-1;i\neq g/2\\ NS^{k,z}(s_{g/2})=0.5,k\in M\\ NS^{k,z}(s_g)=1,k\in M\\ NS^{k,z}(s_{i+1})-NS^{k,z}(s_i)\geqslant\lambda,k\in M;i=0,1,\cdots g-1;\\ 1-\dfrac{4\sum\limits_{i,j,z=1;i<j<z}^{n}\left|NS_{ij}^{k,z}+NS_{jz}^{k,z}-NS_{iz}^{k,z}-0.5\right|}{n(n-1)(n-2)}=CI^k,k\in M\end{cases}\tag{10}$$

式(10)的决策变量为 $NS^{k,z}(s_i)$,通过 MATLAB、LINGO 等软件求解式(10),可以获得决策者 e_k 在语言标签集 S 上的数值标度 $NS^{k,z}(s_i)$。

通过对决策者数值标度的求解和分析,可体现语义的个性化差异。随着迭代次数与信任关系的变化,数值标度也会变化,体现出个性化语义的动态变化。因此将式(6)和式(10)称为考虑信任关系和持续学习的个性化语义量化模型。

3 群体决策的共识达成(Consensus reaching in group decision-making)

在群体决策中,为了缓解决策者之间的冲突和提高决策质量,需要对决策结果达成共识。

3.1 共识测量方法

求解个性化语义量化模型得到个性化数值标度后,需要通过共识测量评估个体和集体达成的共识程度。

首先,根据求解出来的决策者个性化数值标度,可以获得决策者 e_k 对方案 x_i 的个性化数值偏好 $f_{ij}^{k,z}$:

$$f_{ij}^{k,z}=\begin{cases}NS(l_{ij}^{k,z}),i\leqslant j\\ 1-f_{ji}^{k,z},i>j\end{cases}\tag{11}$$

集结个性化数值偏好关系形成群体数值偏好关系,决策者权重会对集体偏好关系的形成产生影响,决策者权重 $W(e_k)$,并且 $W(e_k)\geqslant 0$,$\sum_{k=1}^{m}W(e_k)=1$,群体数值偏好关系 $F_{ij}^{c,z}=(f_{ij}^{c,z})_{n\times n}$:

$$f_{ij}^{c,z}=\sum_{k=1}^{m}(W(e_k)\times f_{ij}^{k,z})\tag{12}$$

基于计算得出的个体偏好和群体数值偏好关系,可以计算决策者 e_k 在第 z 轮迭代中的个体共识度 $CL^{k,z}$ 和群体共识度 GCL^z:

$$CL^{k,z}=1-\frac{2}{n\times(n-1)}\sum_{i,j=1;i<j}^{n}\left|f_{ij}^{k,z}-f_{ij}^{c,z}\right|\tag{13}$$

$$GCL^z=\sum_{k=1}^{m}W(e_k)\times CL^{k,z}\tag{14}$$

其中:$CL^{k,z}$,$GCL^z\in[0,1]$,$CL^{k,z}$ 反映了个体偏好与群体偏好的一致性程度,GCL^z 越大,表示决策者之间的共识程度越高。在实际决策中,通常会根据具体情况设定共识阈值,记为 $\overline{CL}$。如果 $GCL^z\geqslant\overline{CL}$,表示共识已经达成,可以输出决策结果;如果 $GCL^z<\overline{CL}$,则需按照反馈调整规则调整个体偏好关系,达到共识阈值或者最大迭代次数后停止。

3.2 反馈调整规则

针对非共识决策者,需要进一步利用反馈调整规则以提高共识度,本文采用传统的反馈调整模式,主要包括以下 2 个规则:

①识别规则。识别个体共识度最小的专家 e_r,之后指导该专家调整个体偏好。

②方向规则。基于 e_r 对群体偏好的个性化语义理解,调整对方案的偏好程度。

首先,需要获得 e_r 对群体偏好 $F_{ij}^{c,z}$ 的个性化语义理解,表示为 $L^{rc,z}=(l_{ij}^{rc,z})_{n\times n}$,$l_{ij}^{rc,z}=NS^{(r,z),-1}(f_{ij}^{c,z})$,$NS^{(r,z),-1}(f_{ij}^{c,t})$表达式如式(15)所示:

$$NS^{(r,z),-1}(f_{ij}^{c,z})=$$
$$\begin{cases}(s_i,\dfrac{f_{ij}^{c,z}-NS(s_i)}{NS(s_{i+1})-NS(s_i)}),NS(s_i)<f_{ij}^{c,z}<\dfrac{NS(s_i)+NS(s_{i+1})}{2};\\ (s_i,\dfrac{f_{ij}^{c,z}-NS(s_i)}{NS(s_i)-NS(s_{i-1})}),\dfrac{NS(s_{i-1})+NS(s_i)}{2}\leqslant f_{ij}^{c,z}\leqslant NS(s_i)\end{cases}\tag{15}$$

然后,按照规则进行调整,令 $\overline{\boldsymbol{L}^r}=(\overline{l_{ij}^r})_{n\times n}$ 为决策者偏好调整后的决策矩阵,调整规则如下:

规则 1　如果 $l_{ij}^{r,z}>l_{ij}^{rc,z}$,需要引导决策者 e_r 采用表示较低偏好的语言标签对偏好关系进行调整,令 $\overline{l_{ij}^r}\in[l_{ij}^{rc,z},l_{ij}^{r,z})$。

规则 2　如果 $l_{ij}^{r,z}=l_{ij}^{rc,z}$,则决策者 e_r 不需要调整。

规则 3　如果 $l_{ij}^{r,z}<l_{ij}^{rc,z}$,需要引导决策者 e_r 选择表示较高

www.rjgzz.com

偏好程度的语言标签对替代方案进行评价，令$\overline{l_{ij}^{r,z}}\in(l_{ij}^{r,z},l_{ij}^{rc,z}]$。

针对共识决策中个性化语义的动态变化以及信任关系对语义变化的影响，本文提出了算法1。

算法1　考虑信任关系和持续学习的个性化语义共识决策算法

输入：评价属性权重$W=\{w_1,w_2,\cdots,w_p\}$，语言标签集$S=\{s_0,s_1,\cdots,s_g\}$，决策者e_k的语言偏好关系$\boldsymbol{L}^{k,z}=(l_{ij}^{k,z})_{n\times n}(k\in M)$，决策者权重$W(e_k)=\{w(e_1),w(e_2)\cdots,w(e_m)\}$，共识阈值$\overline{CL}$，最多共识迭代次数$z_{\max}$。

输出：调整后的语言偏好关系$\boldsymbol{L}^{k,z}$、数值标度$NS^{k,z}(s_i)$及方案的排序。

步骤1　令$z=0$，决策者表达在各个属性下对方案的偏好关系$\boldsymbol{L}^k=(l_{ij}^{k,0})_{n\times n}$，根据式(6)计算个体最大一致性水平$CI^k$；

步骤2　由专家的主观经验得到信任关系矩阵$\boldsymbol{I}$，由式(8)识别出决策者e_k最信任的决策者e_h，根据式(10)生成各个专家的个性化数值标度$NS^{k,0}(s_i)$；

步骤3　根据式(11)和式(12)分别生成决策者e_k对替代方案的数值偏好关系$f_{ij}^{k,z}$和群体数值偏好关系$F_{ij}^{c,z}$；

步骤4　根据式(13)计算个体共识度$CL^{k,z}$，利用式(14)计算群体共识度GCL^z，如果$GCL^z\geqslant\overline{CL}$或者$z\geqslant z_{\max}$，转步骤7，否则，继续步骤5；

步骤5　执行反馈调整规则，识别个体共识度最小的决策者e_r，为提高共识效率，根据式(15)，生成e_r对$F_{ij}^{c,z}$的理解$\boldsymbol{L}_{ij}^{rc,z}=(l_{ij}^{rc,z})_{n\times n}$，在此基础上，得到$e_r$的偏好修改范围和方向：

$$l_{ij}^{r,z+1}\begin{cases}\in[l_{ij}^{rc,z},l_{ij}^{r,z}) & l_{ij}^{r,z}>l_{ij}^{rc,z}\\ =l_{ij}^{r,z} & l_{ij}^{r,z}=l_{ij}^{rc,z}\\ \in(l_{ij}^{r,z},l_{ij}^{rc,z}] & l_{ij}^{r,z}<l_{ij}^{rc,z}\end{cases}\tag{16}$$

步骤6　按照式(6)和式(10)更新决策者e_r的一致性水平CI^r和个性化数值标度$NS^{r,z}(s_i)$，令$z=z+1$，返回步骤3；

步骤7　令调整后的偏好关系$\overline{\boldsymbol{L}^k}=L^{k,z}$，输出调整后的语言偏好关系$\boldsymbol{L}^{k,z}=(l_{ij}^{k,z})_{n\times n}$、个性化数值标度$NS^{k,z}(s_i)$，根据$f_{ij}^{c,z}=\dfrac{\sum_{j=1}^{n}f_{ij}^{c,z}}{n}$计算各属性下的方案评分值，利用$S_i=\sum_{c=1}^{p}w_c\cdot f_i^{c,z}$生成最终的方案排序。

4　案例分析(Case analysis)

4.1　算例分析

低空经济作为一种新型的综合性经济业态，正迅速渗透至生活中各个领域。无人机跟踪算法已在农田入侵监测中得到应用，体现了它在解决复杂问题的潜力[16]。其中，“无人机和车辆联合配送”这一解决方案因具有高效性和灵活性愈发受到关注。在此背景下，通过群体共识决策方法对无人机选型进行分析，可以为低空经济中的物流系统优化提供科学依据。

某物流公司计划购买一款无人机，目前有4种无人机方案可供选择$X=\{x_1,x_2,x_3,x_4\}$。为了使决策信息更完备，所以从社交媒体平台挖掘群智知识，用以完善评价属性信息。首先，以“无人机配送”“顺丰无人机”等为关键词作为检索条件，利用八爪鱼采集器，从微博、头条、搜狐3个平台收集了共计720条有关评论数据，时间集中于2024—2025年。去除重复评论，只含有表情、符号等无效评论，以及与物流无人机选型无关的数据后，剩余685条有效数据用于案例分析。数据集具备良好的时效性与代表性，体现出近两年在物流无人机选型决策中的核心关注点。为方便后续文本分析，采用jieba分词技术对评论数据进行了分词处理，基于自定义词典和哈尔滨工业大学停用词词表，得到分词列表。之后设计提示工程模板，借助DeepSeek-V3.2大语言模型提取了主题、对应解释文本及关键词作为初始主题库。在此基础上，利用word2vec方法为初始主题库生成词向量，考虑到采用的是小样本数据，所以选用CBOW模型，词向量维度设置为10，窗口尺寸为7，最小词频为1，迭代次数为10，线程数为1。进一步，利用Python中scipy库进行层次聚类，选用欧氏距离作为相似性度量标准，考虑到样本规模，通过观察树状图的结构特征，确定聚类数为3。根据对各个主题下的关键词进行TF-IDF词频分析，为保留显著性特征，提取了前200个关键词的TF-IDF值，经过加权后得到主题得分。最终确定飞行稳定性C_1、运维成本C_2、合规性C_3三项主题作为评价属性，并得到对应属性权重：$w_1=0.409$，$w_2=0.224$，$w_3=0.367$。

现从无人机物流运营领域、数据科学与智能调度、无人机市场与成本分析、无人机维护与可靠性以及政策法规领域邀请5位专家参与决策，记为$E=\{e_1,e_2,e_3,e_4,e_5\}$。5位专家有过多次项目合作经历且存在信任关系，每位专家最信任的专家只有一位。假设5位专家都比较习惯使用语言术语集S，并通过两两比较的形式评价方案：$S=\{s_0$：非常差，s_1：差，s_2：稍微差，s_3：中等，s_4：稍微好，s_5：好，s_6：非常好$\}$，假设决策者的权重为$W(e_k)=\{0.2,0.2,0.2,0.2,0.2\}$。

属性C_1下决策者提供的语言偏好关系：

$$L^{1,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_2&s_1&s_1\\ \text{null}&s_3&s_4&s_1\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_6\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\quad L^{2,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_1&s_2&s_4\\ \text{null}&s_3&s_3&s_0\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_4\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}$$

$$L^{3,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_2&s_4&s_5\\ \text{null}&s_3&s_2&s_2\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_1\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\quad L^{4,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_4&s_2&s_0\\ \text{null}&s_3&s_4&s_3\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_5\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\tag{17}$$

$$L^{5,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_2&s_5&s_2\\ \text{null}&s_3&s_3&s_4\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_5\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}$$

属性C_2下决策者提供的语言偏好关系：

$$L^{1,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_0&s_1&s_1\\ \text{null}&s_3&s_3&s_1\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_5\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\quad L^{2,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_0&s_2&s_2\\ \text{null}&s_3&s_4&s_1\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_2\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}$$

$$L^{3,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_1&s_1&s_3\\ \text{null}&s_3&s_4&s_4\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_1\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\quad L^{4,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_3&s_1&s_4\\ \text{null}&s_3&s_5&s_5\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_1\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}\tag{18}$$

$$L^{5,0}=\begin{pmatrix}s_3&s_3&s_2&s_5\\ \text{null}&s_3&s_4&s_4\\ \text{null}&\text{null}&s_3&s_3\\ \text{null}&\text{null}&\text{null}&s_3\end{pmatrix}$$

属性C_3下决策者提供的语言偏好关系：

www.rigczz.com

$$L^{1,0}=\begin{pmatrix} s_3 & s_2 & s_3 & s_0 \\ \text{null} & s_3 & s_2 & s_4 \\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_4 \\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3 \end{pmatrix} L^{2,0}=\begin{pmatrix} s_3 & s_3 & s_2 & s_4 \\ \text{null} & s_3 & s_3 & s_4 \\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_4 \\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3 \end{pmatrix}$$

$$L^{3,0}=\begin{pmatrix} s_3 & s_4 & s_4 & s_2 \\ \text{null} & s_3 & s_5 & s_3 \\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_2 \\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3 \end{pmatrix} L^{4,0}=\begin{pmatrix} s_3 & s_4 & s_4 & s_2 \\ \text{null} & s_3 & s_4 & s_1 \\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_2 \\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3 \end{pmatrix} \tag{19}$$

$$L^{5,0}=\begin{pmatrix} s_3 & s_4 & s_3 & s_2 \\ \text{null} & s_3 & s_5 & s_3 \\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_2 \\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3 \end{pmatrix}$$

基于式(6)求解决策者在共识过程中的最大一致性水平,以 C_1 下的 $L^{1,0}$ 为例:

$$\max CI(L^{1,0})=1-\frac{1}{6}\sum_{i,j,z=1;i<j<z}^{4}\times|\ NS^{1,0}(l_{ij}^{1,0})+NS^{1,0}(l_{jz}^{1,0})-NS^{1,0}(l_{iz}^{1,0})-0.5\ | \tag{20}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases} NS^{1,0}(s_0)=0 \\ NS^{1,0}(s_i)\in[\dfrac{i-1}{6},\dfrac{i+1}{6}],i=1,2,4,5 \\ NS^{1,0}(s_3)=0.5 \\ NS^{1,0}(s_6)=1 \\ NS^{1,0}(s_{i+1})-NS^{1,0}(s_i)\geqslant 0.05,i=0,1,\cdots,5 \end{cases}$$

通过求解上述模型,可以得到决策者 e_1 的一致性水平 $CI^1=0.761$,同理,可以计算出其他决策者的最大一致性水平。经计算得到,属性 C_1 下($k=1,2,3,4,5$)的 CI^k($k=1,2,3,4,5$)={0.761, 0.761, 0.855, 0.744, 0.872},属性 C_2 下 CI^k($k=1,2,3,4,5$)={0.778, 0.817, 0.889, 0.833, 0.928};属性 C_3 下 CI^k($k=1,2,3,4,5$)={0.8, 0.944, 0.928, 0.967, 0.928}。

每个决策者根据主观了解和经验对信任关系进行了评估,信任关系矩阵 $\boldsymbol{T}$ 如式(21)所示:

$$\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix} 1 & 0.8 & 0.5 & 0.4 & 0.4 \\ 0.8 & 1 & 0.5 & 0.4 & 0.4 \\ 0.4 & 0.4 & 1 & 0.7 & 0.8 \\ 0.4 & 0.5 & 0.4 & 1 & 0.8 \\ 0.4 & 0.4 & 0.6 & 0.8 & 1 \end{bmatrix} \tag{21}$$

根据式(8)识别出决策者 e_1 最信任的决策者为 e_2。进一步,通过求解式(10),可以得到属性 C_1 下决策者 e_1 在语言标签集 S 上对应的个性化数值标度:$NS^{3,1}(s_0)=0$,$NS^{3,1}(s_1)=0.333$,$NS^{3,1}(s_2)=0.383$,$NS^{3,1}(s_3)=0.5$,$NS^{3,1}(s_4)=0.55$,$NS^{3,1}(s_5)=0.95$,$NS^{3,1}(s_6)=1$。类似地,可计算得出 C_1、C_2、C_3 属性下 5 位决策者在语言标签集 S 上所对应的个性化数值标度,见表 1～表 3。

表 1～表 3 的数据反映出相同决策者在无人机选型的不同评价属性下,用同一语言标签评价时的语义差异,以及不同决策者之间的个性化语义。例如:e_1 在属性 C_2 和 C_3 下对语言标签 S_2 的语义理解为 0.383 和 0.45;在同一评价属性 C_2 下,决策者 e_1 和 e_3 对语言标签 S_2 的语义理解分别为 0.383 和 0.4。

表 1　属性 C_1 下 5 位决策者在语言标签上的数值标度

Tab. 1 Numerical scale corresponding to the language labels for the five decision-makers under attribute C_1

语言标签	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
$NS^{k,0}(s_0)$	0	0	0	0	0
$NS^{k,0}(s_1)$	0.333	0.333	0.333	0.243	0.330
$NS^{k,0}(s_2)$	0.383	0.383	0.450	0.450	0.450
$NS^{k,0}(s_3)$	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500
$NS^{k,0}(s_4)$	0.550	0.550	0.617	0.550	0.550
$NS^{k,0}(s_5)$	0.950	0.690	0.667	0.667	0.667
$NS^{k,0}(s_6)$	1	1	1	1	1

表 2　属性 C_2 下 5 位决策者在语言标签上的数值标度

Tab. 2 Numerical scales corresponding to the language labels for the five decision-makers under attribute C_2

语言标签	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
$NS^{k,0}(s_0)$	0	0	0	0	0
$NS^{k,0}(s_1)$	0.333	0.333	0.333	0.333	0.333
$NS^{k,0}(s_2)$	0.383	0.383	0.400	0.450	0.450
$NS^{k,0}(s_3)$	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500
$NS^{k,0}(s_4)$	0.550	0.550	0.617	0.617	0.617
$NS^{k,0}(s_5)$	0.667	0.762	0.700	0.667	0.667
$NS^{k,0}(s_6)$	1	1	1	1	1

表 3　属性 C_3 下 5 位决策者在语言标签上的数值标度

Tab. 3 Numerical scales corresponding to the language labels for the five decision-makers under attribute C_3

语言标签	$k=1$	$k=2$	$k=3$	$k=4$	$k=5$
$NS^{k,0}(s_0)$	0	0	0	0	0
$NS^{k,0}(s_1)$	0.300	0.280	0.320	0.333	0.333
$NS^{k,0}(s_2)$	0.450	0.450	0.450	0.383	0.450
$NS^{k,0}(s_3)$	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500
$NS^{k,0}(s_4)$	0.550	0.550	0.550	0.550	0.550
$NS^{k,0}(s_5)$	0.847	0.833	0.667	0.667	0.667
$NS^{k,0}(s_6)$	1	1	1	1	1

依据式(12)分别得到属性 C_1、C_2、C_3 下的群体偏好矩阵 $\boldsymbol{F}^{c,0}$,以 C_1 下的群体偏好矩阵为例:

$$\boldsymbol{F}^{c,0}=\begin{pmatrix} 0.5 & 0.433 & 0.49 & 0.4 \\ 0.567 & 0.5 & 0.51 & 0.367 \\ 0.51 & 0.49 & 0.5 & 0.643 \\ 0.6 & 0.633 & 0.357 & 0.5 \end{pmatrix} \tag{22}$$

利用式(13)和式(14)计算个体和群体共识度。C_1 下决策者的个体共识度分别为 $CL^{k,0}$={0.883,0.862,0.856,0.874,0.923},群体共识度 $GCL^0=0.88$。假设共识阈值 $\overline{CL}=0.91$,因为 $GCL^0<\overline{CL}$,所以需要进行反馈调整,以提高无人机选型决策下的群体共识度。

同理:C_2 下的个体共识度分别为 $CL^{k,0}$={0.84,0.887,0.943,0.879,0.888},群体共识度 $GCL^0=0.887<0.91$,需要进行调整;C_3 下的个体共识度分别为 $CL^{k,0}$={0.883,0.922,0.951,0.942,0.956},群体共识度 $GCL^0=0.931>0.91$,5 位专家对无人机选型的评价问题达成共识,所以无需进入反馈调整阶段。

(1)第一次迭代过程

以属性 C_1 下的偏好关系为例进行反馈调整。

www.rjgczz.com

①识别规则。根据已获得的个体共识度，识别出共识度最小的决策者 e_3。

②方向规则。结合群体偏好关系，对 e_3 的个体偏好进行调整，从而提高个体共识度。依据群体对替代方案的偏好关系矩阵 $\boldsymbol{F}^{c,0}$ 完成调整，具体地，根据式(15)，给出 e_3 对于 $\boldsymbol{F}^{c,0}$ 的理解 $L^{3c,0}=(l_{ij}^{3c,0})_{4\times4}$，其中，$l_{ij}^{3c,0}=NS^{(3,0),-1}(f_{ij}^{c,0})$：

$$L^{3c,0}=\begin{pmatrix}\text{null} & (s_2,-0.145) & (s_3,-0.2) & (s_2,-0.427)\\ \text{null} & \text{null} & (s_3,0.085) & (s_1,0.291)\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & (s_5,-0.48)\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & \text{null}\end{pmatrix} \tag{23}$$

进一步，通过参考决策者对群体偏好的个性化语义理解 $L^{3c,0}$ 以及初始偏好关系 $L^{3,0}$，决策者 e_3 调整后的偏好关系矩阵 $\overline{\boldsymbol{L}^3}=\boldsymbol{L}^{3,1}$，$\boldsymbol{L}^{3,1}$ 如下：

$$\boldsymbol{L}^{3,1}=\begin{pmatrix}s_3 & s_2 & s_3 & s_4\\ \text{null} & s_3 & s_3 & s_1\\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_2\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_3\end{pmatrix} \tag{24}$$

决策者 e_3 调整偏好后，相应的一致性水平和个性化语义也会发生变化。e_3 的一致性水平 $CI^3=0.911$，个性化数值标度更新为：$NS^{3,1}(s_1)=0.333$，$NS^{3,1}(s_2)=0.45$，$NS^{3,1}(s_4)=0.55$，$NS^{3,1}(s_5)=0.833$。

基于式(12)，求得第一次迭代后的群体数值偏好矩阵 $\boldsymbol{F}^{c,1}=(f_{ij}^{c,1})_{n\times n}$ 如下：

$$\boldsymbol{F}^{c,1}=\begin{pmatrix}0.5 & 0.433 & 0.467 & 0.377\\ 0.567 & 0.5 & 0.52 & 0.343\\ 0.533 & 0.48 & 0.5 & 0.667\\ 0.623 & 0.657 & 0.333 & 0.5\end{pmatrix} \tag{25}$$

基于式(13)，得到个体共识度分别为 $CL^{k,1}=\{0.9,0.86,0.922,0.884,0.914\}$，根据式(14)得到群体共识度 $GCL^1=0.896<\overline{CL}$，所以需要进行第二次迭代过程。

(2)第二次迭代过程

①识别规则。根据各个决策者的 $CL^{k,1}$，识别个体共识度最低的专家为 e_2，将该决策者作为本轮需要调整的对象。

②方向规则。调整 e_2 的偏好，以提高群体共识度。基于第一轮迭代后的群体偏好 $\boldsymbol{F}^{c,1}$，得到 e_2 对群体偏好 $\boldsymbol{F}^{c,1}$ 的个性化语义理解 $\boldsymbol{L}^{2c,1}$ 为：

$$\boldsymbol{L}^{2c,1}=\begin{pmatrix}\text{null} & (s_2,0.427) & (s_3,-0.282) & (s_2,-0.12)\\ \text{null} & \text{null} & (s_3,0.4) & (s_1,0.2)\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & (s_5,-0.164)\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & \text{null}\end{pmatrix} \tag{26}$$

通过参考 $\boldsymbol{L}^{2c,1}$ 和 $\boldsymbol{L}^{2,0}$，按照调整规则对决策者 e_2 的偏好进行调整，之后得到对各个替代方案的新偏好矩阵 $\boldsymbol{L}^{2,2}$：

$$\boldsymbol{L}^{2,2}=\begin{pmatrix}\text{null} & s_2 & s_3 & s_2\\ \text{null} & \text{null} & s_3 & s_1\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & s_5\\ \text{null} & \text{null} & \text{null} & \text{null}\end{pmatrix} \tag{27}$$

将 $\boldsymbol{L}^{2,2}$ 代入式(6)和式(10)中得到 e_2 的一致性水平 $CI^2=0.872$，个性化数值标度更新为：$NS^{2,2}(s_0)=0$，$NS^{2,2}(s_1)=0.333$，$NS^{2,2}(s_2)=0.45$，$NS^{2,2}(s_4)=0.55$，$NS^{2,2}(s_5)=0.667$。

基于式(12)计算群体偏好矩阵 $\boldsymbol{F}^{c,2}$：

$$\boldsymbol{F}^{c,2}=\begin{pmatrix}0.5 & 0.457 & 0.49 & 0.357\\ 0.543 & 0.5 & 0.52 & 0.41\\ 0.51 & 0.48 & 0.5 & 0.69\\ 0.643 & 0.59 & 0.31 & 0.5\end{pmatrix} \tag{28}$$

基于式(13)求得各个专家的个体共识度 $CL^{k,2}=\{0.888,0.962,0.909,0.894,0.923\}$，进而求得群体共识度：$GCL^2=0.915>\overline{CL}=0.91$。所以 5 位专家在无人机选型问题上达成共识。输出调整后的语言偏好关系后，利用 $f_i^{c,t}=\dfrac{\sum_{j=1}^{n}f_{ij}^{c,t}}{n}$ 计算不同属性下 4 种无人机方案的评分值，进一步考虑属性权重，通过 $s_i=\sum_{c=1}^{p}w_c\cdot f_i^{c,z}$ 获得了最终的方案排序结果：$x_4>x_2>x_3>x_1$。

4.2 仿真分析

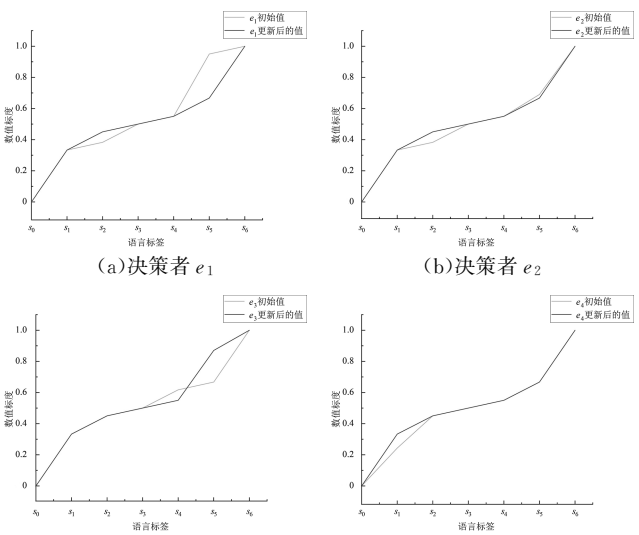
为进一步体现信任关系对个性化语义变化的潜在影响，本节利用 4.1 节的算例，评价属性 C_1 下各决策者的语言偏好关系，进行多轮共识迭代过程的仿真分析，研究在信任关系影响下，个性化数值标度、一致性水平以及群体共识度的变化。

考虑到仿真实验的效率问题，对调整机制进行了更改。假设决策者 $e_r\in E$ 的偏好关系需要调整，个体语言偏好关系 $l_{ij}^{r,z}=s_i(i\in\{0,1,\cdots,g\})$，经过式(15)计算得出 e_r 对群体数值偏好的个性化语义理解 $l_{ij}^{rc,z}=(s_b,\beta)(b\in\{0,1,\cdots,g\}$，$\beta\in[-0.5,0.5)]$，随后，为决策者 e_r 调整其偏好关系设计了一种自动调整机制：

$$l_{ij}^{r,z+1}=\begin{cases}s_{i+1}; & i+1\leqslant b\\ s_{i-1}; & i-1\geqslant b\\ s_b; & i=b\end{cases} \tag{29}$$

假设 $\overline{CL}=0.96$，最大迭代次数 $z_{\max}=6$，将式(29)替换算法 1 中的式(16)，运行算法，基于个性化语义量化模型，得到个性化数值标度，如图 2 和图 3 所示。

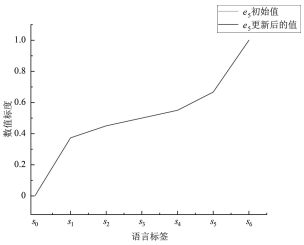
属性 C_1 下 5 位决策者数值标度的变化如图 2 所示，由于偏好调整的影响，所以前 4 位决策者在语言标签上的个性化数值标度均有变化，如：e_1 对语言标签 s_2 的个性化语义理解由 0.383更新为 0.45，体现了本文方法可有效捕捉决策者个性化语义的动态变化。



(a)决策者 e_1 (b)决策者 e_2

(c)决策者 e_3 (d)决策者 e_4

www.rjgczz.com



(e)决策者 e_5

图 2　C_1下决策者个性化数值标度的变化趋势

Fig. 2 Trends in personalized numerical scale for decision makers under attribute C_1

在属性 C_1 下决策者一致性水平的变化如图 3 所示。其中，由于 e_5 的个体共识度较高，未调整它的初始偏好，所以一致性水平未发生变化。对于前 4 位决策者，一致性水平均得到了提升，反映了在共识迭代过程中，本文方法可以有效提升个体一致性水平。

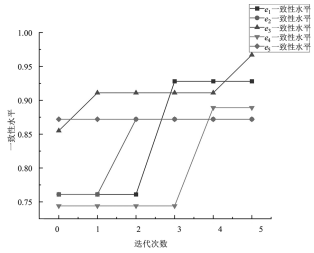


图 3　C_1 下决策者一致性水平的变化趋势

Fig. 3 Trends in index of consistency of the five decision makers under attribute C_1

为进一步体现信任关系对语义变化的影响，以属性 C_1 下提供的语言偏好关系为例，在原有信任关系矩阵 $\boldsymbol{T}=(t_{ij})_{m\times m}$ 的基础上，依次分别调整信任值 t_{15}、t_{25}、t_{34}、t_{42}，最后再同时调整 t_{15} 和 t_{25}。群体共识度 GCL 在不同信任关系 t_{ij} 下的变化趋势如图 4 所示，当 t_{15} 和 t_{25} 同时为 0.9，即所有决策者都信任 e_5 时，GCL 取得最大值 0.884，说明信任关系会影响语义的动态变化和群体共识度。

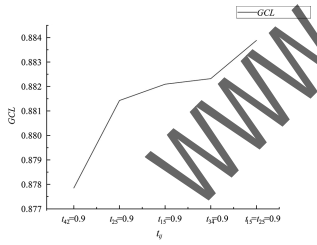


图 4　C_1下信任关系变化对群体共识度的影响

Fig. 4 Effect of changes in trust relationship on group consensus degree under attribute C_1

4.3　对比分析

在对比实验中，将本文方法与以下 3 种方法相比较：

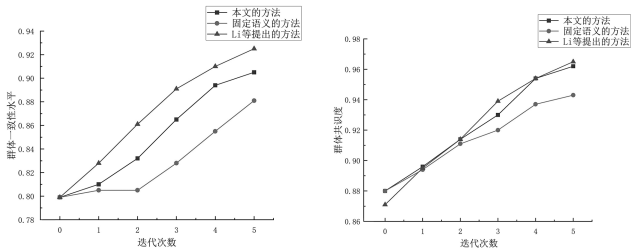
方法 1　基于个性化语义固定的方法。该方法考虑到了语义的个性化，但是默认语义是固定不变的，不进行语义的学习。

方法 2　Li 等[8]提出的个性化语义持续学习方法。该学者团队主要基于一致性驱动的方法构建个性化语义量化模型，并结合持续学习思想，实现了共识过程中对个性化数值标度的更新。

方法 3　基于隐含狄利克雷分布（Latent Dirichlet Allocation，LDA）方法进行主题识别。LDA 作为一种无监督主题建模算法，已被广泛应用于主题识别问题。

进一步，针对方法 1 和方法 2，从个性化数值标度的变化、群体一致性水平和群体共识度 3 个方面来验证和比较本文方法。针对方法 3，采用主题一致性（Topic Coherence，TC）和主题多样性（Topic Diversity，TD）[17] 2 个指标验证本文所用主题识别方法的性能。其中，TC 用来衡量一个主题中的词语连贯程度，TD 指不同主题之间的差异化程度。

具体地，以 4.1 节中 C_1 下专家给出的偏好数据为例，假设共识阈值为 0.92，最大迭代次数 $z_{\max}=8$，在共识反馈过程，为提高实验效率，对于方法 1 和方法 2 采用式(29)对偏好关系进行自动化调整，实验结果如图 5 所示。



(a)群体一致性水平　　(b)群体共识度

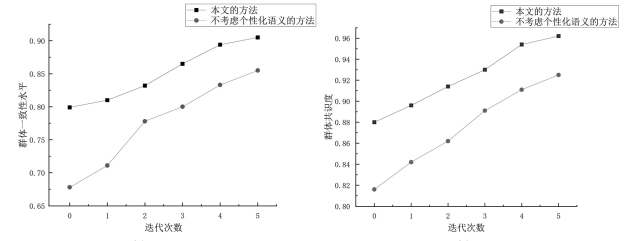
图 5　属性 C_1 下的群体一致性水平和群体共识度

Fig. 5 Index of group consistency and degree of group consensus under attribute C_1

由图 5 可知：方法 1 在群体一致性水平和群体共识度上均低于本文方法；方法 2 的结果数值高于本文方法。如果将专家间的信任关系数值改为 1，则与本文方法计算的结果相同。因此，本文方法比方法 1 表现得更好，比方法 2 更贴合实际。通过实验分析，对于 LDA 算法 $TC=0.276$，$TD=0.572$，本文方法 $TC=0.479$，$TD=0.897$。实验结果说明本文方法在主题识别上优于 LDA 方法，原因是 LDA 忽略了上下文语义对主题的影响，而本文借助大语言模型，增强了对词汇的语义理解能力，所以在主题识别上表现更好。

4.4　消融实验

为分析个性化语义对群体一致性水平和群体共识度的影响，选择不考虑个性化语义的方法作为消融实验的模型，即所有决策者对应语言标签的数值尺度相同。以 4.1 节中属性 C_1 下 5 位决策者的偏好关系数据为例进行消融实验，以 4.1 节中给出的语言标签集 $S=\{s_0$：非常差，s_1：差，s_2：稍微差，s_3：中等，s_4：稍微好，s_5：好，s_6：非常好$\}$ 为例，对应的语义取 $\{0, 0.167, 0.333, 0.5, 0.667, 0.833, 1\}$。实验结果如图 6 所示。



(a)群体一致性水平　　(b)群体共识度

图 6　消融实验对比结果

Fig. 6 Comparison results of ablation experiments

实验结果表明，本文方法在群体一致性水平、群体共识度方面均取得了更优的表现。在共识迭代前，对比方法相较于本文方法在群体一致性水平落后约 15%，在群体共识度上落后约 7%。随着迭代次数的增加，总体变化趋势仍落后于本文方法，这表明考虑个性化语义有助于群体达成共识。

4.5　敏感性分析

基于 4.1 节属性 C_1 下的偏好数据，对 λ、共识阈值和最大迭代次数进行敏感性分析。

为了分析相邻数值标度最小差异 λ 对共识决策的影响，李

www.rjgzz.com

聪聪等[11]研究结合无人机选型案例，取 λ=0.15，0.1，0.05，利用式(14)得到 *GCL*，结果见表 4。

表4 不同 λ 值下数值标度和群体共识度

Tab.4 Numerical scaling and group consensus under different λ values

λ的取值	群体共识度
0.03	0.878 8
0.05	0.879 6
0.08	0.879 1

由表 4 可知，群体共识度的变化范围较小，说明在此参数区间内，λ 的变动对共识度的影响微弱，群体共识结果具有较好的稳定性。因为群体共识度主要依赖于偏好矩阵。

参考类似研究[11,18]，对于 z_{max} 的设定阈值一般在 5～15，共识阈值在 0.8～0.95。结合本文案例研究，设定 z_{max} 为 5、6，共识阈值选取 0.91、0.95、0.97。结果如图 7 所示，当共识阈值设置为 0.91、0.95，即使 $z_{max}=5$，群体分别需要进行 3 轮、4 轮迭代即可达成共识（$GCL^3=0.914$、$GCL^4=0.954$）。当共识阈值设置为 0.97，若 $z_{max}<6$，共识过程将在达成共识前被迫停止（$GCL^5=0.962<0.97$）。因此，z_{max} 的设定必须与共识阈值相匹配，过小的 z_{max} 可能导致共识失败。此外，群体共识度前 3 轮提升显著，而后增速放缓。这表明高水平的群体共识往往需要更多的决策成本。

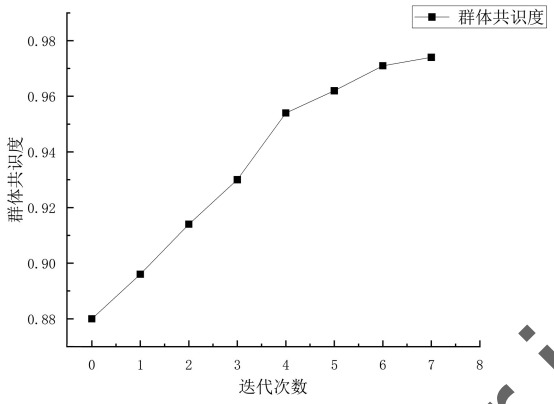


图 7 最大迭代次数和共识阈值对群体共识的影响

Fig. 7 Effect of maximum iteration count and consensus threshold on group consensus

5 结论(Conclusion)

针对传统决策中评价指标构建依赖主观经验的局限，本文首先利用自然语言处理技术挖掘社交媒体数据中的群智知识，获取客观的评价属性体系及权重。在此基础上，考虑到共识决策中，决策者的语义会受到决策环境等因素的影响而发生动态改变，并且受信任关系的影响，存在隐性的语义特征。因此，针对决策者个性化语义的动态变化问题，在原有只考虑一致性目标的基础上，结合专家之间的信任关系，提出了基于持续学习的个性化语义量化方法。此外，将本文方法应用于无人机选型的案例分析，验证了方法的有效性；通过仿真和对比分析，验证了本文方法的实际性。与已有个性化语义量化方法相比，本文方法考虑了信任关系的影响，进一步提高群体决策结果的合理性。

在未来研究中，考虑多源异构数据，提高决策准确性，可以将强化学习算法融入共识调整过程中，构建智能化群决策模型。

参考文献(References)

[1] 郭奉佳，高建伟，贾利芬.后悔规避下群智知识驱动的应急预案优选方法研究[J].安全与环境学报，2025，25(10)：3989-3998.

[2] Li C C，Dong Y C，Herrera F，et al. Personalized individual semantics in computing with words for supporting linguistic group decision making：an application on consensus reaching[J]. Information Fusion，2017，33：29-40.

[3] 耿秀丽，李逸群.考虑心理偏好的球型模糊质量功能展开方法研究[J].上海理工大学学报，2023，45(5)：523-533.

[4] Liu Y Y，Yang Y L，Sun L Q，et al. Managing multi-granular probabilistic linguistic information in large-scale group decision making：a personalized individual semantics-based consensus model[J]. Expert Systems with Applications，2023，230：120645.

[5] Zhang S T，Tian H，Hu L，et al. Managing flexible linguistic expressions with subjective preferences and objective information in group decision-making：a perspective based on personalized individual semantics[J]. Information Fusion，2025，113：102633.

[6] 谭笑，蔡嘉麒，巩在武."结构-信息"耦合网络下基于强化学习的群智共识决策建模研究[J].中国管理科学，2026，34(3)：357-368.

[7] 徐选华，肖婷，陈晓红.社会网络环境下基于群智知识融合的大群体应急决策共识模型[J].中国管理科学，2024，32(2)：285-297.

[8] Li，C C，Dong Y C，Pedrycz W，et al. Integrating continual personalized individual semantics learning in consensus reaching in linguistic group decision making[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics：Systems，2022，52(3)：1525-1536.

[9] 郜元.基于个性化语义的语言分布偏好关系的一致性与共识问题研究[D].成都：四川大学，2023：22-24.

[10] Wu Y Z，Li Z J，Gao Y，et al. An endogenous and continual learning approach to personalize individual semantics to support linguistic consensus reaching[J]. Information Fusion，2025，114：102640

[11] 李聪聪，梁海明，董玉成.多粒度语言环境下基于持续学习和行为建模的个性化语义共识决策模型[J].中国管理科学，2025，33(9)：201-212.

[12] 高建伟，赵舒通，黄宁泊.基于大模型的群智应急决策方法研究与应用[J/OL].计算机工程，1-16(2025-10-30)[2025-12-01].https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0252386.

[13] Dong Y C，Xu Y F，Yu S. Computing the numerical scale of the linguistic term set for the 2-tuple fuzzy linguistic representation model[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems，2009，17(6)：1366-1378.

[14] 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.

[15] 张震，李卓琳.考虑个性化语义和一致性的群体决策共识模型[J].管理工程学报，2023，37(6)：157-168.

[16] 肖丽丽，蒋海波.基于改进的水鹰优化算法的空中无人机三维避障策略[J].软件工程，2025，28(8)：58-63.

[17] 何多魁，唐中君，陈倩倩，等.微调大语言模型驱动的短文本动态主题建模方法[J].数据分析与知识发现，2025，9(10)：99-119.

[18] 张玉凤，吴涛，阮艾嘉，等.概率双层语言 Z-number 环境下的多属性共识决策[J].武汉理工大学学报(信息与管理工程版)，2025，47(3)：314-322.

作者简介：

赵林姣(2002-)，女(汉族)，滨州，博士生。研究领域：决策理论与方法。

耿秀丽(1984-)，女(汉族)，东营，教授，博士。研究领域：产品服务系统、服务科学、决策理论与方法等。本文通信作者。

张红柳(1996-)，女(汉族)，唐山，博士生。研究领域：人工智能算法应用。

熊元鑫(1999-)，男(汉族)，昆明，硕士生。研究领域：决策理论与方法。

www.rjgcz.com