

社交网络下行为引导的多尺度双层群共识建模

常文霞, 张超, 李文涛, 詹建明, 李德玉

引用本文

常文霞, 张超, 李文涛, 詹建明, 李德玉. 社交网络下行为引导的多尺度双层群共识建模[J]. 计算机科学, 2026, 53(4): 180-187.

CHANG Wenxia, ZHANG Chao, LI Wentao, ZHAN Jianming, LI Deyu. [Modeling of Behavior-guided Multi-scale Bi-level Group Consensus Under Social Networks](#) [J]. Computer Science, 2026, 53(4): 180-187.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于张量的多模态融合诊断微血管侵犯](#)

Tensor-based Multimodal Fusion Technique to Diagnose Microvascular Invasion

计算机科学, 2026, 53(4): 284-290. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250600188>

[基于双重语义对比学习的无监督红外图像生成方法](#)

Unsupervised Infrared Image Generation Method Based on Dual Semantic Contrastive Learning

计算机科学, 2026, 53(4): 260-268. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250700172>

[STWD-DLFRD: 基于序贯三支决策与深度学习的多粒度虚假评论检测方法](#)

STWD-DLFRD: Multi-granularity Fake Review Detection via Sequential Three-way Decisions and Deep Learning

计算机科学, 2026, 53(4): 188-196. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250500088>

[基于深度学习和多特征融合的时序社交网络关键节点识别](#)

Key Node Identification in Temporal Social Networks Based on Deep Learning and Multi-feature Fusion

计算机科学, 2026, 53(4): 143-154. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250300147>

[基于多粒度特征聚合与二分搜索的高效多视图立体重建](#)

Efficient Multi-view Stereo Reconstruction Based on Multi-granularity Feature Aggregation and Binary Search

计算机科学, 2026, 53(3): 257-265. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250200094>

社交网络下行为引导的多尺度双层群共识建模

常文霞¹ 张超^{1,2,3} 李文涛^{4,5} 詹建明⁶ 李德玉^{1,2}

1 山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006

2 计算智能与中文信息处理教育部重点实验室(山西大学) 太原 030006

3 山西太行实验室有限公司/太行山西省实验室 太原 030000

4 西南大学人工智能学院 重庆 400715

5 宜宾西南大学研究院 四川 宜宾 644000

6 湖北民族大学数学与统计学院 湖北 恩施 445000

(18536202190@163.com)

摘要 作为智能化时代复杂决策的关键要素,群共识旨在通过观点交互缓解冲突,以达成一致意见。为弥补单尺度无法全面反映信息特征的不足,解决行为异质性及非公平性导致的冲突,在多尺度信息系统下构建社交网络行为引导的双层共识模型。首先,提出基于 Choquet 积分的尺度融合模型,采用模糊测度刻画尺度间的非线性交互作用,实现尺度间的深度耦合。其次,利用社交网络评估决策者行为,通过可靠性和传播力度量内在表现,利用互动密度和合作强度度量外在表现,为行为引导策略提供量化依据。然后,基于行为特征指标构建多粒度视角下的双层共识模型,结合优化模型与规则机制平衡意见调整的最小代价与最大公平,优化资源配置。此外,从基数和序数角度设计结合得分函数和序数排列的评分函数,突破传统评价单一维度局限。最后,利用携程平台上 5A 级晋祠景区的在线评论,对景区服务质量进行决策分析。

关键词: 多粒度;多尺度;群共识;社交网络;公平行为

中图分类号 TP391

Modeling of Behavior-guided Multi-scale Bi-level Group Consensus Under Social Networks

CHANG Wenxia¹, ZHANG Chao^{1,2,3}, LI Wentao^{4,5}, ZHAN Jianming⁶ and LI Deyu^{1,2}

1 School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China

2 Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education (Shanxi University), Taiyuan 030006, China

3 Shanxi Taihang Laboratory Co., Ltd. / Taihang Laboratory in Shanxi Province, Taiyuan 030000, China

4 College of Artificial Intelligence, Southwest University, Chongqing 400715, China

5 Yibin Academy of Southwest University, Yibin, Sichuan 644000, China

6 School of Mathematics and Statistics, Hubei Minzu University, Enshi, Hubei 445000, China

Abstract As a key element of complex decision-making in the era of intelligence, group consensus aims to alleviate conflicts and reach a consensus by the interaction of opinions. To address the limitation of single-scale methods in fully reflecting information characteristics and to resolve conflicts arising from behavioral heterogeneity and unfairness, a behavior-guided multi-scale bi-level group consensus model is constructed. Firstly, a Choquet integral-based scale fusion model is proposed, where fuzzy measures

到稿日期:2025-05-16 返修日期:2025-07-19

基金项目:国家自然科学基金(62272284,62473241,12201518,12271146,12161036);中央引导地方科技发展资金(YDZJSX2024D015);太行山西省实验室开放课题专项资金(THYF-KFKT-25010500);山西省科技合作交流专项(基于量子多粒度群共识的可信数据空间隐私增强技术研究);三晋英才青年拔尖人才项目;四川省科技计划资助(2025ZNSFSC0806);重庆市教委科技研究计划(KJZD-K20250020);山西大学文瀛青年学者。The work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62272284,62473241,12201518,12271146,12161036),Central Government Guides Local Science and Technology Innovation(YDZJSX2024D015),Open Project Special Fund of Taihang Laboratory in Shanxi Province(THYF-KFKT-25010500),Science and Technology Cooperation and Exchange Special Projects of Shanxi(Research on Privacy Enhancement Technology for Trusted Data Space Based on Quantum Multi-Granularity Group Consensus),Top Young Talents of Shanxi "Three Jin" Talents Program,Sichuan Science and Technology Program(2025ZNSFSC0806),Science and Technology Research Program of Chongqing Education Commission(KJZD-K20250020) and Wenying Young Scholars of Shanxi University.

通信作者:张超(czhang@sxu.edu.cn)

characterize non-linear scale interactions and enable deep coupling. Next, the social network evaluation is applied to assess decision-maker behavior by internal performances measured by reliability and propagation strengths, and external performances measured by interaction density and cooperation intensity, providing a quantitative basis for behavior-guided strategies. Then, a bi-level consensus model under multi-granularity perspectives is constructed based on behavioral feature indicators, combining optimization models with rule mechanisms to balance the minimum cost and maximum fairness of opinion adjustments, optimizing resource allocation. Additionally, scoring functions that integrate cardinal with ordinal rankings are designed from both cardinal and ordinal perspectives, breaking through the limitations of traditional single-dimensional evaluations. Finally, a decision analysis of the service quality of the 5A-rated Jinci Scenic Area is performed based on online reviews from the Ctrip platform.

Keywords Multi-granularity, Multi-scale, Group consensus, Social network, Fair behavior

1 引言

随着智能化时代的到来,决策范式正经历从经验驱动到数据智能化的变革。尤其在“人工智能+”战略的推动下,智能决策^[1]成为优化资源配置的关键。群决策作为智能决策的重要部分,虽能通过整合个体观点形成集体决策,但往往会忽视个体间的共识水平。在此背景下,群共识作为一种关键决策范式,旨在协调个体冲突,寻求能够平衡个体利益与群体目标的集体意见^[2]。随着社交媒体的发展,决策者间的动态信任网络正深刻重构共识形成机制^[3]。因此,研究社交网络下的群共识具有重要意义。目前,国内外学者在群共识领域的研究主要集中在决策信息表示、决策者影响力刻画、共识达成过程和选择过程等方面。

在决策信息表示方面,传统共识模型通常采用单一尺度的决策指标,难以应对忽略信息层次的问题。为此,Wu等^[4]于2011年提出多尺度信息系统概念。该系统允许同一属性下的多个评价在不同尺度间相互转换,并在最终融合为单一尺度结果时考虑尺度间的关联性^[5]。尽管该理论在群决策领域逐渐受到关注^[6],但当前研究对多尺度关联机制的表征仍显不足,导致信息融合过程存在结构耗散风险。Choquet积分是一种广义非线性积分工具,能根据模糊测度评估多个尺度的综合效用。因此,本文采用Choquet积分作为尺度融合方法,以有效解决尺度间交互信息损失的问题。

在决策者影响力刻画方面,社交网络拓扑结构可揭示节点间的关系,为决策者行为特征的量化分析奠定基础。现有研究主要通过分析社交网络结构特征识别决策过程中的单一行为^[7]。然而,大部分方法尚未系统地揭示决策者多维行为特征的协同作用机制。每个决策者都有独特的背景经验,这些差异会影响他们的意见。对此,本文利用社交网络结构特征,结合可靠性和传播力量量化内在表现,用于反映决策者影响力;同时,利用互动密度和合作强度评估其外在表现,揭示其合作倾向。

在共识达成过程中,不同类型决策者在意见调整上存在差异化需求。为有效管理多样化行为,亟需突破传统单一粒度分析框架。粒计算作为处理复杂问题的有效范式,为解决该问题提供了新视角。基于粒计算思想,多粒度方法^[8-9]可从多视角出发,利用粒度间关系融合信息,增强问题描述能力^[10]。因此,结合多粒度方式对决策者进行分类管理,能避免统一处理导致的非公平决策偏差。现有反馈机制主要分为两类。一类是基于规则^[11]的反馈机制,这类方法直观且操作简便,但通常依赖主观经验,难以应对多样行为特征。另一类

是基于优化模型^[12]的反馈机制,这类方法在提升效率方面表现突出,但可解释性较差。尽管这两种机制各具优势,但它们通常各自独立,未能有效结合。因此,同时结合这两种机制能有效平衡效率与可解释性。

在优化模型中,传统单目标优化局限于单一需求,难以协调多维利益诉求间的冲突。为此,双层共识模型应运而生,该模型可通过协同优化来应对不同目标间的冲突。然而,现有双层模型大多难以捕捉多目标间的博弈关系^[13]。嵌套结构通过构建上下层目标间的协同演化机制,可动态交替调整两个目标。同时,在意见调整过程中,考虑意见调整代价和公平性至关重要。前者影响观点调整时的资源投入,后者反映个体对群体分配合理性的关注。亚当斯公平理论中的“投入-回报”感知失衡效应指出,个体积极性取决于其对公平性的感知,当博弈主体自身收益低于他人时,可能产生强烈的不公平感,甚至引发非合作行为。因此,本文旨在在双层共识框架下,针对多粒度行为设计个性化反馈策略,实现意见调整的最小代价和最大公平。

在选择过程中,如何评估不同选项的优劣是确定最优方案的关键。现有方法多采用得分函数机制^[13],通过属性加权求和实现方案排序。然而,现有方法易受高权重属性补偿效应影响,导致个别优势属性掩盖多维度短板。因此,应从基数和序数角度出发,在保留量化特征的同时强化方案的全局可比性,确保选择过程更加全面。

为解决单尺度信息系统难以全面刻画复杂信息的问题及社交网络中因行为差异引发的冲突,本文在多尺度信息系统下,提出由行为引导的双层共识模型。本文主要贡献包括以下4方面:

- 1)提出了基于Choquet积分的尺度融合模型,有效捕捉多尺度间的交互效应;
- 2)利用社交网络结构量化决策者行为特征,实现了精准行为分析;
- 3)在多粒度视角下,根据决策者行为特征进行个性化反馈调整,并结合优化模型与规则机制,构建以最小代价与最大公平为目标的双层共识模型,实现了资源最优配置;
- 4)设计了结合基数和序数信息的评分方法,降低了单一评分方法可能带来的偏差。

2 基础知识

本章主要介绍多尺度信息系统和社交网络分析的基本概念。

2.1 多尺度信息系统

对同一属性的评估往往需融合多维视角的观测数据。

定义 1^[4] 假设 $S = (U, A, I)$ 为一个多尺度信息系统, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ 为一个有限的非空对象集, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 为一个有限的非空属性集, $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ 为一个有限的非空尺度集。对于任意方案 $u_i \in U$, 属性 $a_j \in A$ 在任意尺度 $k_j \in \{1, 2, \dots, I_n\}$ 下存在值 $a_j^{k_j}(u_i)$ 。该系统表示为 $S = (U, \{a_j^{k_j} \mid j=1, 2, \dots, n; k_j=1, 2, \dots, I_j\})$ 。

为实现尺度间的粒度转换, 需建立数学映射, 将评估对象有效映射至各个尺度上。

定义 2^[4] 在多尺度系统中, $a_j^{k_j}: U \rightarrow V_j^{k_j}$ 为一个映射, $V_j^{k_j}$ 为属性 a_j 在第 k_j 个尺度下的结果集。该系统中存在映射 $f_j^{k_j}: V_j^{k_j} \rightarrow V_j^{k_j+1}$, 使 $a_j^{k_j+1} = f_j^{k_j, k_j+1} \cdot a_j^{k_j}$, 则 $f_j^{k_j, k_j+1}$ 为属性 a_j 下尺度 k_j 到尺度 k_j+1 的尺度变换函数。

2.2 社交网络分析

社交网络结构由节点及连接构成, 反映社交关系与个体交互。

定义 3^[14] 假设一个社交网络用图 $G(E, V)$ 表示, 其中 $V = \{e^1, e^2, \dots, e^N\}$ 表示节点集, E 是一个有序的边集。

在社交网络中, 模糊社会计量矩阵能量化复杂信任关系。

定义 4 假设 $T = (t_{ij})_{N \times N}$ 为定义在节点集 V 上的模糊社会计量矩阵, 其中 t_{ij} 是一个 $[0, 1]$ 间的变量, 表示节点 e^i 对 e^j 的信任度。

3 多尺度信息系统融合模型

本章主要介绍尺度扩展、数值评价转换、尺度融合等内容。

3.1 尺度扩展

本文采用序数和等级排列扩展尺度。

定义 5 根据备选方案在同一属性下的评价大小, 得到其在属性 a_j 下的排名 a_j^1 。

为实现细粒度评价到粗粒度等级的转换, 本文设计了字符等级转换机制。

定义 6 将细粒度评价 a_j^1 转换为粗粒度评价 a_j^2 , 即将连续序数排列映射为离散等级。 a_j^2 的计算式为:

$$a_j^2 = \text{chr}\left(\left\lceil \frac{p}{m} \times a_j^1 \right\rceil + 64\right) \quad (1)$$

其中, $\text{chr}(\cdot)$ 为 ASCII 码转字符函数, p 为评价等级数量, m 为备选方案数量。

3.2 数值评价转换

本节旨在将基于排列的评价转换为可量化的数值。

定义 7 排列值转换为数值评价的计算式为:

$$F(x) = \begin{cases} b - (b-a)(1 - e^{-c(x-1)}), & x = a_j^1 \\ b - \frac{(b-a)(\text{ASCII}(x) - \min_ASCII)}{\max_ASCII - \min_ASCII}, & x = a_j^2 \end{cases} \quad (2)$$

其中, a 和 b 分别是映射区间的下界和上界, 用于控制数值型评价的范围; c 是一个控制曲线陡峭度的常数, 本文将 c 设为 0.5; $\text{ASCII}(x)$ 是通过查阅标准码表获得的等级 x 对应的 ASCII 编码值, \min_ASCII 和 \max_ASCII 分别是等级排列中的最小和最大 ASCII 值。

3.3 尺度融合

基于 Choquet 积分的尺度融合模型可通过模糊测度刻画尺度间的交互作用, 有效考虑不同尺度间的影响。具体步骤如下。

步骤 1 计算模糊测度。计算模糊测度用于描述不同尺度和尺度间交互影响的重要性。

$$\mu_j^i = \bar{\omega}_j^i \quad (3)$$

$$\mu_j^k = \bar{\omega}_j^i + \bar{\omega}_j^k + \bar{\omega}_j^{ik} \quad (4)$$

其中, $\bar{\omega}_j^i$ 为属性 a_j 的第 i 个尺度的重要性, $\bar{\omega}_j^{ik}$ 为尺度 i 和 k 的交互影响。

步骤 2 基于 Choquet 积分计算属性值。考虑尺度间作用后, a_j 的得分 $C(a_j)$ 的计算式为:

$$C(a_j) = \sum_{j=1}^n \mu_j^i a_j^i + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n \mu_j^{ik} \cdot (a_j^i \wedge a_j^k) \quad (5)$$

其中, $a_j^i \wedge a_j^k$ 为尺度 i 和 k 的最小值。

4 二维意见行为相似矩阵的构建

本章主要介绍构建二维行为相似矩阵、内外在表现相似性, 以及二维意见行为矩阵等内容。

4.1 二维行为相似矩阵的构建

二维行为相似矩阵通过将决策者的内在与外在表现相结合, 形成一个综合评价体系。其构建过程为:

假设 $\mathbf{SIM} = (sim_{hk})_{n \times n}$ 是成员间的二维行为相似矩阵, $sim_{hk} = (CSim(e^h, e^k), DSIm(e^h, e^k))$, $CSim(e^h, e^k)$ 为 e^h 和 e^k 的内在表现相似性, $DSIm(e^h, e^k)$ 为 e^h 和 e^k 的外在表现相似性。

4.2 内在表现相似度

内在表现可反映个体在决策过程中的判断和信息共享能力。

定义 8 决策者 e^h 和 e^k 的内在表现 C^h 和 C^k 间的相似程度 $CSim(e^h, e^k)$ 的计算式为:

$$CSim(e^h, e^k) = \frac{1}{1 + |C^h - C^k|} \quad (6)$$

其中, e^h 的内在表现 C^h 由可靠性 C_1^h 和传播力 C_2^h 组成。其计算式为:

$$C^h = \alpha_c C_1^h + (1 - \alpha_c) C_2^h \quad (7)$$

其中, $\alpha_c \in [0, 1]$ 。为突出行为差异, 本文采用指数型归一化方法, 归一化后的内在表现计算式为:

$$C^h = \frac{1}{1 + e^{-(C^h - \bar{C})}} \quad (8)$$

其中, \bar{C} 为所有决策者内在表现的均值。

定义 9 可靠性指决策者的被信任度。决策者的入度中心性越高, 意味着其可靠性越强。其计算式为:

$$C_1^h = \sum_{k=1, k \neq h}^n t^{hk} \quad (9)$$

其中, t^{hk} 为决策者 e^k 对 e^h 的信任值。

定义 10 传播力指决策者传播信息的能力。决策者的出度中心性越高, 意味着其拥有更强的传播力和影响力。其计算式为:

$$C_2^h = \sum_{k=1, k \neq h}^n t^{hk} \quad (10)$$

4.3 外在表现相似度

外在表现可反映个体在团队中的参与程度和协作能力。

定义 11 决策者 e^h 和 e^k 的外在表现 D^h 和 D^k 间的相似程度 $DSim(e^h, e^k)$ 的计算式为:

$$DSim(e^h, e^k) = \frac{1}{1 + |D^h - D^k|} \quad (11)$$

其中, e^h 的外在表现 D^h 由互动密度 D_1^h 和合作强度 D_2^h 组成。其计算式为:

$$D^h = \alpha_D D_1^h + (1 - \alpha_D) D_2^h \quad (12)$$

其中, $\alpha_D \in [0, 1]$ 。归一化后外在表现的计算式为:

$$D^h = \frac{1}{1 + e^{-(D^h - \bar{D})}} \quad (13)$$

其中, \bar{D} 是所有决策者外在表现的均值。

定义 12 互动密度指决策者与周围节点的紧密程度。介数中心性高的决策者处于网络关键位置, 可通过连接不同群体提升互动密度。其计算式为:

$$D_1^h = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma(s, t | h)}{\sigma(s, t)} \quad (14)$$

$$ocd^{hk} = \frac{2CSim(e^h, e^k)DSim(e^h, e^k)s^{hk}}{(2 - CSim(e^h, e^k))(2 - DSim(e^h, e^k))(2 - s^{hk}) + CSim(e^h, e^l)DSim(e^h, e^k)s^{hk}} \quad (16)$$

其中, s^{hk} 为决策者 e^h 与 e^k 的意见相似度, 其计算式为:

$$s^{hk} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n o_{ij}^h \cdot o_{ij}^k}{|\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n o_{ij}^h| |\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n o_{ij}^k|} \quad (17)$$

定义 15 根据决策者的平均二维意见行为相似矩阵, 可确定权重 ω^h , 其计算式为:

$$\omega^h = \frac{\overline{ocd}^h}{\sum_{e^k \in G} \overline{ocd}^k} \quad (18)$$

其中, \overline{ocd}^h 为 e^h 的平均二维意见行为相似度, 其计算式为:

$$\overline{ocd}^h = \frac{1}{N-1} \sum_{e^k \in S_g, h \neq k} ocd^{hk} \quad (19)$$

其中, N 为决策者数量。

5 行为引导的双层群共识

本章主要介绍共识测量和基于双层共识模型的个性化反馈调节。

5.1 共识测量

共识测旨在通过量化成员对决策问题的看法来确定共识水平。

定义 16 e^h 的共识水平可通过测量决策者间的意见偏差确定, 其计算式为:

$$CL^h = \frac{1}{N-1} \sum_{k \neq h, k \in G} \left(1 - \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |o_{ij}^h - o_{ij}^k| \right) \quad (20)$$

其中, o_{ij}^h 为 e^h 的原始意见, n 为属性数量。

接下来, 将所有决策者共识水平汇总为整个群体共识水平。

定义 17 群体共识水平 CL 的计算式为:

$$CL = \sum_{h=1}^N \omega^h CL^h \quad (21)$$

其中, $CL \in [0, 1]$ 。设 θ 为共识阈值, 当 $CL \geq \theta$ 时, 进入选择过程; 否则进入反馈调整过程。

5.2 基于双层共识模型的个性化反馈调节

在反馈调整中, 过度追求低成本可能导致公平性受损, 而

其中, $\sigma(s, t)$ 为节点 s 和节点 t 间的最短路径数量, $\sigma(s, t | h)$ 为包含节点 h 的最短路径数量。

定义 13 合作强度指成员协同工作的紧密程度。决策者朋友彼此相连时, 信息流通加快、信任易建, 进而提升了合作强度。其计算式为:

$$D_2^h = \frac{\sum_{k=1, k \neq h}^N \frac{c f^{hk}}{\sum_{t=1}^N t^{hk} + \sum_{l=1}^N t^{lh} - c f^{hk}}}{\sum_{t=1}^N t^{hk} + \sum_{l=1}^N t^{lh} - c f^{hk}} \quad (15)$$

其中, $c f^{hk}$ 为共同朋友数量。

4.4 二维意见行为相似矩阵的构建

二维意见行为相似矩阵由意见相似矩阵和二维行为相似矩阵构成, 可量化决策者间的意见和行为相似性。

定义 14 假设 $OCD = (ocd^{hk})_{N \times N}$ 是决策者间的二维意见行为相似矩阵, 本文通过融合行为相似度与意见相似度, 刻画个体在行为和意见上的偏好差异程度, 并将其限制在 $[0, 1]$ 内。其计算式为:

过分强调公平又可能增加资源消耗。因此, 需通过双层优化模型实现动态权衡。

1) 单元调整成本

在个体差异显著的情境中, 依据行为决策理论, 内在行为特征强的决策者有“立场保持”倾向, 外在行为特征强的决策者有“从众效应”, 故单位调整成本与行为紧密相关。

定义 18 单元调整成本 c^h 是 e^h 为使其意见更接近群体意见而需付出的代价。为刻画行为特征对调整难度的非线性影响, 本文采用指数与对数结构进行建模。其计算式为:

$$c^h = (1 + C^h) \left(\frac{e^{D^h} \sqrt{1 - D^h}}{\ln(1 - D^h)} \right) \quad (22)$$

2) 妥协限制

决策者在调整意见时存在一个明确的界限, 称为妥协限制。研究发现, 个体妥协意愿与单元调整成本间存在负相关关系。

定义 19 妥协限制 e^h 是 e^h 在调整其意见时能够接受的最大偏差范围, 反映的是自身意见妥协的个性化容忍程度。其计算式为:

$$\epsilon^h = \frac{M - c^h}{10 \times M} \quad (23)$$

其中, M 为成本参数。

3) 公平性

经济学中的基尼系数^[15]是衡量收入分配均衡程度的核心指标。将该指标引入群决策中, 可有效量化群体意见贡献度的公平性。

定义 20 公平性是指在资源分配过程中, 个体对自身收益与他人收益的比较感知。其计算式为:

$$FD = 1 - \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{h=1}^m |r_k - r_h|}{2N\bar{r}} \quad (24)$$

其中, r^h 为 e^h 修改意见后的收益值, \bar{r} 为收益平均值。

4) 识别规则

多粒度调整策略可有效分析决策者行为异质性。本文根

据决策者内外在表现是否达到阈值,设计个性化行为引导机制。

$$\begin{aligned} LL &= \{C^h < \theta_1 \wedge D^h < \theta_2\} \\ LY &= \{C^h < \theta_1 \wedge D^h > \theta_2\} \\ YL &= \{C^h > \theta_1 \wedge D^h < \theta_2\} \\ YY &= \{C^h > \theta_1 \wedge D^h > \theta_2\} \end{aligned} \quad (25)$$

其中, LL, LY, YL, YY 分别代表内外在均劣、内在劣外在优、

$$\begin{cases} CL \geq \theta \\ o_{ij}^{h*} \in [0, 1] \\ obj_2 = \max \left(1 - \frac{\sum_{k=1}^m \sum_{h=1}^m |r^k - r^h|}{2N\bar{r}} \right) \\ \text{s. t.} \begin{cases} r^h = c^h |\bar{o}_{ij}^h - o_{ij}^h| \\ \bar{r} = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^N r^h \\ v_{lh} = \frac{ocd^{lh}}{\sum_{l \neq h} ocd^{lh}}, e^k, e^h \in G \end{cases} \\ \text{s. t.} \begin{cases} |\bar{o}_{ij}^h - cl_h o_{ij}^h - (1-cl^h) \sum_{e^k \in YY} v_{kh} o_{ij}^k| \leq \epsilon^h, e^k \in YY, e^h \in LL \\ |\bar{o}_{ij}^h - cl_h o_{ij}^h - (1-cl^h) \sum_{e^k \in YL} v_{kh} o_{ij}^k| \leq \epsilon^h, e^k \in YL, e^h \in LY \end{cases} \\ \bar{o}_{ij}^h \in [\min\{o_{ij}^h, o_{ij}^{h*}\}, \max\{o_{ij}^h, o_{ij}^{h*}\}] \end{cases} \quad (26a) \quad (26b) \quad (26c) \quad (26d) \quad (26e) \quad (26f) \quad (26g) \quad (26h) \quad (26i)$$

其中, \bar{o}_{ij}^h 为 e^h 调整后的意见; $cl_h \in [0, 1]$ 是 e^h 的置信水平; v_{kh} 为 e^k 对 e^h 的影响力。

在该模型中,约束(26a)设定达成共识标准;(26b)用于限制建议意见调整的范围,确保其在优化模型可行域设定中;(26c)用于衡量公平性;(26d)和(26e)定义了回报的计算方式;(26f)用于计算 e^h 影响力;(26g)表示 LL 型决策者通过与 YY 型决策者配对,可在其引导下提升其决策质量且调整范围不会超出 ϵ^h ;(26h)表示 LY 型决策者通过与 YL 型决策者配对,可基于自身高外在表现学习对方的有效意见;(26i)表示调整意见的取值范围。

6) 多目标优化模型的求解

传统的优化算法,如粒子群优化(PSO)、模拟退火、遗传算法(GA)等各有优势,但在处理多目标冲突时,往往依赖目标函数的权重分配,导致目标间的平衡缺乏客观性。相比之下,NSGA-II(非支配排序遗传算法 II)通过自适应选择机制来同时优化多个目标,可保证解集的多样性。因此,本文选择 NSGA-II 解决代价与公平性的平衡问题。

该算法的复杂度受到非支配排序和种群更新影响,时间复杂度为 $O(N * pop * G * \log(pop))$ 。其中, pop 为种群大小, G 为迭代次数。

6 选择过程

本文从基数和序数角度出发进行综合评价。首先,通过 $o_{ij} = \omega^h \bar{o}_{ij}^h$, 得到最终意见。其次,通过 $S_1(u_i) = \sum_{j=1}^n \varphi_j o_{ij}$, 将各个属性按其权重进行加权求和,得出 u_i 的得分函数 $S_1(u_i)$ 。然后,通过 $S_2(u_i) = \sum_{j=1}^n \varphi_j \cdot \frac{\sum_{1 \leq \zeta_j \leq \Phi} 1}{|\zeta_j - \zeta_1|}$, 计算方案 u_i 的排名一致性 $S_2(u_i)$ 。其中, ζ_j 为备选方案 u_i 在属性 a_j 上的排名; $|\zeta_j - \zeta_1|$ 用于统计排名在第 Φ 名前的属性数量,假设 $\Phi = 2$; $\sum_{1 \leq \zeta_j \leq \Phi} 1$ 衡量方案各属性与第一个属性排名的偏差程度。此外,通过 $S(u_i) = \frac{S_1(u_i) + S_2(u_i)}{2}$ 计算综合得分 $S(u_i)$ 。最后,

内在优外在劣,以及内外在均优的决策者; θ_1 和 θ_2 分别代表内在和外在阈值。

5) 修改规则

在双层优化模型中,本文采用嵌套模型,外层通过全局框架最小化共识代价,内层则在既定约束下最大化公平性。其构建过程为:

$$obj_1 = \min \sum_{e^h \in CC} c^h \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |\bar{o}_{ij}^h - o_{ij}^h| \quad (26)$$

(26a)

(26b)

(26c)

(26d)

(26e)

(26f)

(26g)

(26h)

(26i)

对 $S(u_i)$ 进行排名,得到最优方案 u^* 。

7 实验分析

本文选择携程平台关于晋祠景区的在线评论进行实验验证,并进行仿真实验、灵敏度分析和对比分析。

7.1 实例描述

本文旨在通过挖掘晋祠景区的游客反馈,为景区营销管理提出改进建议。

由于单条评论通常只涉及一个特定设施或服务,难以形成全面评价体系。因此,本文选取关于晋祠的 2000 条评论,每 100 条划分为一组,每组视为一个决策者,形成决策者集 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{20}\}$ 。本文基于评论的高频词与主题聚类结果,提取出关注度最高的服务内容,将其表示为备选方案集 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_5\}$ 。其中, u_1 为景区服务, u_2 为导览服务, u_3 为餐饮服务, u_4 为基础设施, u_5 为文化体验。同时, $A = \{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 表示属性集, a_1 为满意度, a_2 为服务质量, a_3 为用户体验, a_4 为性价比。相关参数设置如表 1 所列。

表 1 实验参数设置

Table 1 Experiment parameter settings

参数名称	参数值	参数名称	参数值
N	20	m	5
n	4	a	0
cl	0.5	M	1.0
pop	200	G	70
θ_1, θ_2	0.55	φ_j	0.2

具体实验步骤如下。

阶段 1 构建评价矩阵

步骤 1 收集携程上关于晋祠的用户评论数据,包括评论内容、评分、用户信息和时间等。

步骤 2 对获取的数据进行预处理,去除无效评论,采用正则表达式清除评论中的 HTML 标签、特殊符号等,并通过字符转换,确保文本格式一致性。其次,采用 jieba 中文分词

工具对文本进行分词,并结合哈工大停用词表对无实际语义的词汇进行过滤。晋祠在线评论词云如图 1 所示。



图 1 晋祠在线评论词云

Fig. 1 Word cloud of online reviews for Jinchi temple

步骤 3 将评论按时间随机排列,每 100 条视为一个决策者。基于预设信任关系矩阵,为决策者分配初始信任权重。

步骤 4 对评论文本进行情感分析,将用户的主观评价映射为数值评分,并采用基于预训练语言模型的方法,利用 BERT 模型实现主观评价向情感倾向得分的转换,构建相应评价矩阵 $O = \{o_{ij}^1, o_{ij}^2, \dots, o_{ij}^{20}\}$ 。

阶段 2 多尺度评价处理

步骤 5 首先将评价值转换为序数排名,再根据式(1)把序数排名转换为等级排名。然后,通过式(2),将原始值、排序和等级这 3 种尺度的评价值转换为可计算的数值形式。最后,根据式(3)一式(5)进行尺度融合。

阶段 3 构建二维行为相似矩阵

步骤 6 根据式(9)和式(10)分别计算出决策者可靠性和传播力,根据式(14)和式(15)计算出互动密度和合作强度。根据式(7)和式(12)计算内在表现和外在表现,并依据式(8)和式(13)进行归一化。最后,根据式(6)和式(11)计算内外在相似性,构成二维行为相似矩阵。

阶段 4 构建二维意见行为相似矩阵

步骤 7 根据式(17)计算决策者意见相似度,依据式(16)计算二维意见行为相似度,并依据式(18)计算决策者权重。

阶段 5 共识达成

步骤 8 根据式(20)和式(21)计算共识水平,若达成共识,则根据式(27)一式(30)进行选择过程;若未达成共识,则根据式(25)对决策者进行分类,根据模型式(26)进行调整,直到达成共识。

阶段 6 选择过程

步骤 9 通过公式计算出方案排序结果 $u_4 > u_1 > u_3 > u_2 > u_5$ 。

7.2 灵敏度分析

本节首先分析内外在阈值扰动对备选方案选择的影响;其次研究内外在表现占比阈值对决策者分类影响。

1) 不同 θ_1, θ_2 值下的排序结果

为测试方法的稳健性,通过灵敏度分析探讨参数 θ_1, θ_2 取不同值时,对方案排序的影响。

由图 2 可知,改变 θ_1, θ_2 的值不会影响方案最终排序,说明本文所选择的参数值具有稳健性。

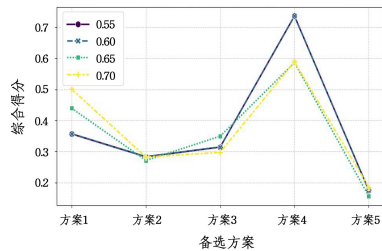


图 2 不同 θ_1, θ_2 值下的排序结果

Fig. 2 Sorting results for different θ_1, θ_2 values

2) 不同 α_C, α_D 值下的决策者分类

本节将对 α_C, α_D 进行灵敏度分析,分析取不同 α_C, α_D 值时,不同决策者类型占比情况,如图 3—图 6 所示。

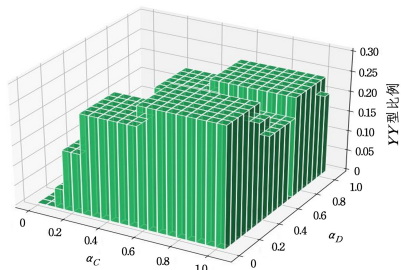


图 3 不同参数下 YY 型比例分布

Fig. 3 Distribution of YY ratio under different parameters

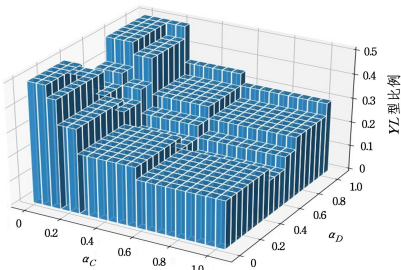


图 4 不同参数下 YL 型比例分布

Fig. 4 Distribution of YL ratio under different parameters

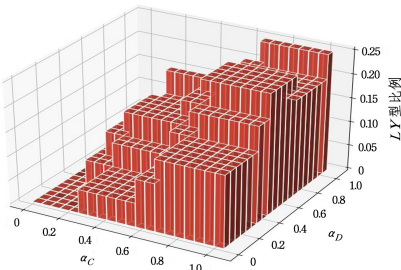


图 5 不同参数下 LY 型比例分布

Fig. 5 Distribution of LY ratio under different parameters

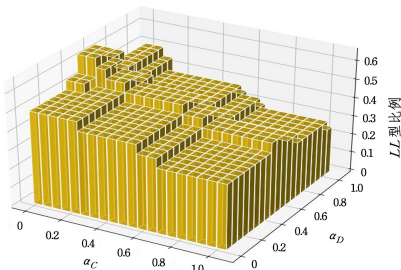


图 6 不同参数下 LL 型比例分布

Fig. 6 Distribution of LL ratio under different parameters

由图 3—图 6 可知,当取不同的 α_c, α_D 时,不同类型决策者占比略有变化。阈值为 0.5 时,各类型决策者比例相对平衡,故阈值最终设置为 0.5。

7.3 对比分析

本节通过定量和定性分析,验证方法的有效性。

7.3.1 与其他方法的定量比较

1) 原始数据与 Choquet 积分后的方案得分对比

本小节将原始数据与应用 Choquet 积分后的方案综合得分进行对比,结果如图 7 所示。

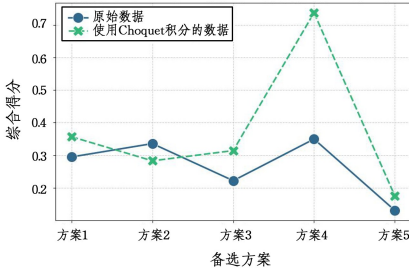


图 7 原始数据与使用 Choquet 积分后的方案得分对比

Fig. 7 Comparison between the original data and the scores after using Choquet integral

由图 7 可知,这两种方法总体结果趋于一致。为精确评估二者区分方案的性能,定义以下公式来计算每种方法的微分值:

$$u_i^\vartheta = \frac{RV_i^\vartheta - \min_i RV_i^\vartheta}{\max_i RV_i^\vartheta - \min_i RV_i^\vartheta} \quad (27)$$

其中, RV_i^ϑ 为第 i 个备选方案在方法 ϑ 上的微分值,假设 \bar{u}^ϑ 为所有方案的微分平均值。为衡量每种方法的综合性能,定义微分值均方差的计算式为:

$$MSD^\vartheta = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (u_i^\vartheta - \bar{u}^\vartheta)^2 \quad (28)$$

由表 2 可知,基于 Choquet 积分的方法有良好的区分性能。

表 2 不同方法下的微分值和均方差

Table 2 Differentiation values and mean squared differences under different methods

方法	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	均值
原始数据	0.51	0.52	0.49	0.52	0.47	0.0004
本文方法	0.50	0.48	0.49	0.59	0.45	0.0022

2) 与其他优化算法的比较分析

为验证所用优化模型的有效性,本文对 NSGA-II, PSO 与 GA 这 3 种算法进行比较,通过实验评估其收敛速度与运行效率表现,如图 8 和图 9 所示。

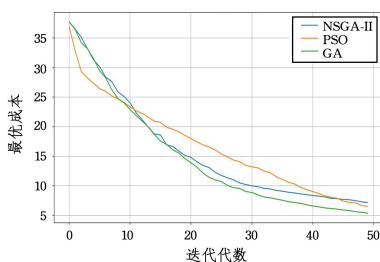


图 8 收敛速度比较

Fig. 8 Comparison of convergence speed

由图 8 可知,NSGA-II 在保持较快下降速度的同时,最终收敛值更低,整体稳定性更好。

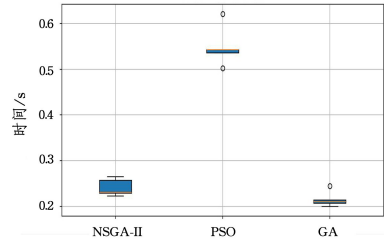


图 9 运行时间比较

Fig. 9 Comparison of running time

GA 与 NSGA-II 运行时间相近,但 NSGA-II 收敛更快,故选用 NSGA-II 作为优化方法。

3) 与其他决策方法的定量比较

为探讨内外在表现对共识达成的影响,本文设计 4 种情景模型,分别为不考虑外在表现的 M1 模型、不考虑内在表现的 M2 模型、两者都不考虑的 M3 模型、两者都考虑的 M4 模型。

由图 10 可知,达成相同共识水平时,同时考虑内外在表现时需修改意见的决策者数量更少,这说明内外在表现可提升共识效率。

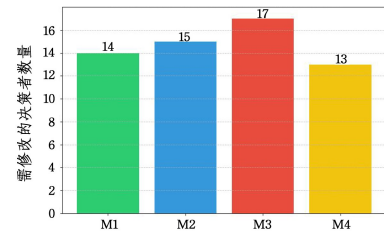


图 10 不同方法的决策者修改数量

Fig. 10 Number of decision-maker modifications for different methods

7.3.2 与其他方法的定性比较

本文将提出的共识模型与现有共识模型进行比较,结果如表 3 所列。

表 3 定性对比结果

Table 3 Comparison of qualitative results

方法	决策信息来源	考虑尺度交互	考虑多粒度行为	个性化反馈	结合优化模型与规则机制	考虑代价和公平
文献[16]	定量评估	×	×	√	×	×
文献[17]	定量评估	×	×	×	×	√
文献[18]	模拟数据	×	√	√	×	×
文献[19]	模拟数据	×	×	×	×	×
文献[20]	在线评论	×	×	×	×	×
本文方法	在线评论	√	√	√	√	√

由表 3 可知,当前大多数模型很少在多尺度中考虑尺度交互、多粒度行为等。本文模型可为群共识提供新的研究思路。

结束语 本文在多尺度信息系统下,构建行为引导的双层共识模型。具体工作包括:1)设计基于 Choquet 积分的尺度融合模型,解决多尺度交互中的信息损失问题;2)利用社交网络结构量化决策者行为特征,实现行为分析;3)在多粒度视角下设计个性化反馈策略,构建以最小代价和最大公平为目标的双层共识模型;4)提出结合基数和序数的评分方法,降低

单一评分偏差。将本文方法应用于晋祠景区在线评论数据分析,结果显示,其文化体验仍未满足游客期望。

参 考 文 献

- [1] YU W W, CHEN D X, LIU H Z, et al. Systems science in the new era: intelligent systems and big data [J]. *Science China Information Sciences*, 2024, 67(3): 308-310.
- [2] ZHANG C, HOU H N, SANGAIAH A K, et al. Enhancing high temperature prediction via six-fold strategy consensus-reaching processes: A case study using FY-3E spatio-temporal remote sensing satellite data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 16377-16391.
- [3] HAN Y F, DUTTA B, GARCIA-ZAMORA D, et al. ELICIT information-based robust large-scale minimum cost consensus model under social networks [J]. *Applied Soft Computing*, 2025, 170: 112647.
- [4] WU W Z, LEUNG Y. Theory and applications of granular labelled partitions in multi-scale decision tables [J]. *Information Sciences*, 2011, 181(18): 3878-3897.
- [5] XIAO B, XU C Y, LI S G, et al. Weakly Supervised Abnormal Behavior Detection Method with Multi-scale Features [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2025, 46(10): 2384-2391.
- [6] LI R, ZHANG C, LI D Y, et al. Improved evidential three-way decisions in incomplete multi-scale information systems [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2025, 181: 109417.
- [7] HOU Y Z, XU X H, PAN B. Herd behavior identification based on coevolution in human-machine collaborative multi-stage large group decision-making [J]. *Information Sciences*, 2025, 689: 121511.
- [8] WANG A N, ZHANG C, WANG L Y, et al. Triangular fuzzy incomplete three-way group decision-making and its application in diabetes diagnosis [J]. *Journal of Fujian Normal University (Natural Science Edition)*, 2024, 40(5): 1-16.
- [9] LIANG J Y, QIAN Y H, LI D Y, et al. Big data mining: granular computing theory and methods [J]. *Science China Information Sciences*, 2015, 45(11): 1355-1369.
- [10] ZHANG C, LI D Y. Interval-valued hesitant fuzzy graphs decision making with correlations and prioritization relationships [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2019, 56(11): 2438-2447.
- [11] SHEN Y F, MA X L, DEVECI M, et al. A hybrid opinion dynamics model with leaders and followers fusing dynamic social networks in large-scale group decision-making [J]. *Information Fusion*, 2025, 116: 102799.
- [12] GUO J, WANG Z L, ZHANG Z W. A dual-level consensus model for large-scale group decision-making driven by trust relationships in social networks [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 136: 109033.
- [13] TU Y, SONG J J, XIE Y T, et al. Facilitating large-scale group decision-making in social networks: A bi-level consensus model with social influence [J]. *Information Fusion*, 2024, 105: 102258.
- [14] SIMGH S S, MUHURI S, MISHRA S, et al. Social network analysis: A survey on process, tools, and application [J]. *ACM Computing Surveys*, 2024, 56(8): 192.
- [15] HUBBARD K E. Institution level awarding gap metrics for identifying educational inequity: useful tools or reductive distractions? [J]. *Higher Education*, 2024, 88(6): 2269-2289.
- [16] HOU H Z, ZHANG C, LI D Y. Game-theoretic rough group consensus decision-making model based on individual-whole span adjustments and its applications [J]. *Computer Science*, 2025, 52(2): 158-164.
- [17] SHEN Y F, MA X L, XU Z S, et al. A minimum cost and maximum fairness-driven multi-objective optimization consensus model for large-scale group decision-making [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2025, 500: 109198.
- [18] TENG F, LIU X R, LIU P D. Overlapping community-driven dynamic consensus reaching model of large-scale group decision making in social network [J]. *Information Sciences*, 2024, 685: 121290.
- [19] HASSANI H, RAZAVI-FAR R, SAIF M, et al. Reinforcement learning-based feedback and weight-adjustment mechanisms for consensus reaching in group decision making [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 53(4): 2456-2468.
- [20] LIU Y J, SONG Y W, LIANG C Y, et al. A data-driven minimum cost consensus model for group decision making with personality traits prediction [J]. *Information Sciences*, 2025, 690: 121556.



CHANG Wenxia, born in 2003, master, is a member of CCF(No. Z4337G). Her main research interests include data mining, intelligent decision and traffic flow prediction.



ZHANG Chao, born in 1989, Ph.D. His main research interests include data mining, intelligent decision and traffic flow prediction.

(责任编辑:何杨)