

基于多 AI 模型协同决策与优化方案的高校舆情管理研究

何静^{1a}, 陈逸然^{1b}, 戴田宇²

(1.北京航空航天大学 a.人文与社会科学高等研究院;b.人工智能学院,北京 100191;

2.南昌大学 数学与计算机学院,南昌 330031)

摘要:人工智能(artificial intelligence, AI)的引入为高校舆情分析和管理工作提供了新的视角和工具,但现有 AI 在决策过程中缺乏透明性和可解释性,加之受限于单一模型,降低了决策方案的普适价值与优化潜力.针对以上问题,探讨了如何通过多 AI 模型协同决策与优化,提高高校舆情管理的效率和质量.首先选取 2023 年高校舆情热点案例,构建专注于高校舆情领域的垂直数据集,并利用 AI 技术进行数据分析和特征提取.其次,为增强 AI 评价过程中的可解释性和公平性,构筑多维度多角色评价体系,提出舆情智能指数(POII)和智能迭代优化指数(IIOI),用于量化评估 AI 模型在舆情管理中的表现和自我修正能力.最终,通过实验发现,多 AI 模型协同决策与优化方案相较于单一 AI 模型,能显著提高 AI 在舆情管理领域生成决策方案的效率和质量.

关键词:高校舆情;人工智能;多模型协同;决策优化

中图分类号:G206

文献标志码:A

文章编号:1000-2367(2026)01-0092-07

高校作为教育和科研的重要场所,舆论的处理好坏对学校的声誉、学生的心理健康,以及教育环境的稳定性都有着不容忽视的影响^[1].AI 的引入为高校舆情分析和管理工作提供了新的视角和工具,能够协助高校管理层更准确地理解公众情绪和反应,从而采取更有效的策略来应对和引导舆论^[2].但在实践中,局限于使用单一 AI 模型进行辅助分析,而单一 AI 模型往往无法一次性生成高质量的解决方案,需要通过连续迭代过程进行方案优化与精炼,同时其在设计方案时可能受限于模型内嵌的知识范畴和处理能力,可能面临透明度和公正性的挑战^[3].为解决这些关键问题,需要构建一套可靠的量化指标,并使用多维度、多角色评估,以全面考量 AI 系统在舆情管理中的表现,避免单一模型和单一指标带来的片面性.

1 相关工作

1.1 观点梳理

在早期舆情治理研究中,集中在对舆情传播过程进行建模和仿真,徐瑛等^[4]提出了多智能体理论、元胞自动机模型、复杂网络理论等系列仿真实验.张权等^[5]通过制定一系列规则和标准,使用系统分析视角构建网络舆情管理模式,对舆情信息进行分类、过滤和排序,从而实现对舆情的有效管理.

随着深度学习和神经网络技术发展,学者逐渐采用新技术探究舆情治理模式.王晰巍等^[6]通过构建深度神经网络模型对舆情数据进行特征提取和分类,使用 CNN 卷积神经网络对情感分类进行训练和测试.刘定

收稿日期:2024-08-23;修回日期:2024-09-10.

基金项目:国家自然科学基金(62406016);北京市教育科学“十四五”规划课题(CGCA23128);北京市社会科学基金(23XCC020).

作者简介(通信作者):何静(1989—),女,四川遂宁人,北京航空航天大学副教授,博士,研究方向为 AI 和大数据,E-mail: bhhejing@buaa.edu.cn.

引用本文:何静,陈逸然,戴田宇.基于多 AI 模型协同决策与优化方案的高校舆情管理研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2026,54(1):92-98.(He Jing, Chen Yiran, Dai Tianyu. Research on university public opinion management based on multi AI model collaborative decision making and optimization scheme[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026, 54(1): 92-98. DOI: 10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.08.23.0001.)

等^[7]针对单一预测模型预测精度不高和社交媒体对舆情走势影响较大的问题,提出了融合微博热点分析和长短期记忆神经网络(long short-term memory,LSTM)的舆情预测方法,构建了用于舆情时序数据分析的网络舆情预测系统。

在大语言模型兴起之后,其卓越的文本处理能力在舆情治理中得到了广泛应用。然而,相关研究表明,这类模型的生成内容并非总是可靠的。AIYAPPA 等^[8]指出,在处理大量复杂数据时,这些模型有时会产生不准确或不透明的输出。有学者指出,构建具有可解释性的 AI 系统能够提升其决策过程的可信度与透明度。例如,CHINU 等^[9]提出,基于透明化规则约束的模型架构能有效提升 AI 系统的解释能力,从而在关键领域实现更精准的决策。但单一 AI 模型的局限性逐渐暴露,因其通常依赖于特定的数据集进行训练,模型难以在复杂的现实场景中泛化,特别是在开放式任务和推理任务中,容易出现看似合理但虚假的信息输出^[10]。为应对这些问题,学者提出了多种改进策略,例如引入多样化数据集、结合人类监督、通过多模型协作等^[11-14]。

1.2 问题提出

基于研究现状与问题剖析,本研究将基于 AI 评价与反馈,通过融合多个 AI 模型的解决方案,以期得到更高质量、更高效率的舆情应对策略。具体研究问题有以下 4 点:

1)RQ1:如何有效地设计和构建专注于高校舆情的垂直领域数据集,并自动化处理舆情数据?

本文基于 2023 年国内高校舆情热点数据,构建针对高校舆情的细分数据集,依据事件类型、敏感性级别及时间周期性等多维度对舆情案例进行深度分类,进一步根据数据特征量身定制自动化 prompt,实现对 5 个主流 GAI 平台的舆情数据自动分发与处理。

2)RQ2:如何通过多维度和多角色评估来量化 AI 在舆情管理中的表现,进而确保决策过程的可靠性与透明度?

本文提出舆情智能指数(public opinion intelligence index,POII),从 6 个独立维度出发,综合考量各 GAI 平台在舆情管理中的表现。并根据舆情事件中涉及的主体角色,设计 4 种评价视角,全方位评价 AI 生成的决策方案。

3)RQ3:在舆情管理和其他 AI 驱动系统中,如何量化评估 AI 在接收反馈后的自我修正效果?

本文设计智能迭代优化指数(intelligent iterative optimization index,IIOI),通过综合评估 AI 系统在反馈迭代过程中的效率、连续性与改善幅度,探索各 AI 模型的修正过程,并量化评价整体修正能力。

4)RQ4:在综合多模型 AI 生成的决策方案的基础上,如何利用协同决策机制高效整合各模型的优势,以达到优化舆情应对方案的目标?

通过分析各模型针对特定舆情案例的反馈和评价,使用 RQ3 中最终方案得分最高和综合修正能力最强的 AI 模型对整体方案进行优化,优化过程中识别并强化各方案亮点,并对缺陷部分进行改进,从而生成高效高质量的舆情应对方案。

2 多 AI 模型协同决策与优化方案方法与实验

2.1 高校舆情领域的数据集构建与数据的自动化特征提取

首先,依托清博舆情平台(<https://yuqing.gsdata.cn/>),对 2023 年高校教育领域的热点事件进行筛选与分析,选取情感倾向为负面的典型事件作为初始数据集,具体案例为:C1(天津某高校助学金不公正评价事件),C2(江西某高校食堂食品出现异物事件),C3(重庆某高校导师师德师风问题事件),C4(苏州某高校复试通知确认时间过短事件),C5(齐齐哈尔某校体育馆坍塌事件)。其中,数据集含内容主体数据(主贴/源文数据、评论/回复数据、转发/引用数据)、元数据(时间戳数据、位置数据)、用户身份数据(用户画像数据、影响力数据)。

其次,基于 SimilarWeb(<https://github.com/similarweb>)选取访问量排名靠前的国内外大语言模型:ChatGPT-4、Perplexity、Claude、文心一言和智谱清言,设计 4 维度分类标准,采用附录表 S1 格式进行自动化处理,完成舆情数据特征标注。由此,得到了包含案例基本信息和标注特征的高校舆情的垂直领域数据集。

在自动化分发与回收案例环节,采取同质性测试和异质性测试的复合策略设计 prompt,整体流程如附录图 S1 所示。其中同质性测试为对各 AI 模型输入的统一提示词,异质性测试则结合各 AI 模型特点对提示

词进行二次微调,以发挥各平台最佳性能,最后对 5 个 AI 生成的决策方案进行统一收集整理.

2.2 决策能力的多维度与多角色量化评估

通过第一部分,得到了各 AI 针对不同舆情事件生成的详细决策方案.面对数量庞大且领域跨度广泛的决策方案,如果需要评价各方案的优劣,使用多领域专家人工评审等传统评价方式,将面临计算负担重、时间消耗长、人力成本高以及评价主观性强等诸多挑战.为克服这些障碍并构建一个智能化、全自动、跨模型的 AI 共识框架,需要使用 AI 自动化技术对生成的决策方案进行评价.

然而,AI 评价过程本质上是不透明的“黑盒”操作,由于全过程没有人工参与,不可避免地具有评价过程的公平性、透明性和可解释性等要素较差的问题.因此,必须对评价过程进行严格的标准化,并构筑多方位的评价和反馈机制.鉴于此,本部分基于历史舆情管理方法,提出“舆情智能指数(public opinion intelligence index, POII)”这一创新性概念,旨在多维度量化评估 AI 舆情管理表现. POII 是一个综合性指标,由附录表 S2 所示的 6 个关键维度 d 构成,每个维度均涉及 AI 处理舆情问题时的核心能力,基于不同维度在实际场景中的影响力强度,分别设定维度权重 w_d .

为充分体现社会不同主体角色对舆情决策的反馈,可以设计多方评价机制,使用上述 GAI 平台,建立序列 $R = \{r_1, r_2, r_3, r_4\}$, r_1 至 r_4 分别代表学生、学校、政府官员和社会人士 4 种主体角色.角色基于不同观点与社会身份,评价各方案的侧重点有所不同,各维度权重也会随角色身份的改变而发生变化.基于 POII 标准分别对舆情方案进行自动化打分.对于每种角色 r ,结合 2.1 中案例的标注特征,考虑不同角色在事件中的影响力和重要程度,设置角色权重 w_r .

具体评价流程如图 1 所示,首先对各 AI 生成的决策方案进行集中公示,不同主体角色对每个方案在各维度上进行评分,分数范围为 1 至 10,设角色 r 对方案 a 在维度 d 上的评分为 S_{rad} .之后考虑角色的权重计算方案在每个维度上的加权平均分 S_{ad} ,具体公式如下:

$$S_{ad} = \frac{\sum_{r \in R} \omega_r \times S_{rad}}{\sum_{r \in R} \omega_r}.$$

(1)

最后结合维度权重 w_d ,计算每个方案的总得分 S_a ,具体公式如下:

$$S_a = \sum_{d \in R} \omega_d \times S_{ad}.$$

(2)

根据每个方案的总得分进行排名,得分高的方案被认为表现更优,表 1 为各 AI 的对于多个舆情案例进行分析产生决策方案后,决策方案的平均得分情况.其中 r_i 与 d_i 分别表示多个案例决策方案在不同角色、不同维度下的得分平均值.

通过垂直对比不同 AI 模型处理舆情应对策略的能力发现,各 AI 模型在决策方案的相关性与全面性维度上表现较为优秀,反映出 AI 在理解舆情事件本质及其复杂性方面具有较强的把握;但各 AI 模型在风险评估的灵活性与适应性维度上表现相对较弱,暴露出 AI 在预测潜在风险及调整策略以应对突发情况的能力上存在限制.其中,ChatGPT 在综合评估各关键维度后绩效卓越.

此外,从角色评价来看,各 AI 模型提出的决策方案普遍受到学校和政府官员的高度评价,可能体现出 AI 在进行舆情处理时更加注重学校和政府官员感受.

AI 模型具备学习与自我优化的能力,当其接收到基于 POII 指数的结果反馈后,理论上能够通过迭代学习进一步细化其决策生成过程,从而优化决策结果.下一步应该分析如何衡量 AI 的修正能力,探索 AI 基于

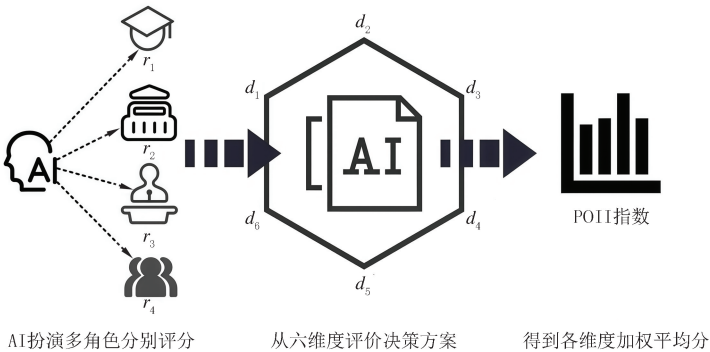


图1 基于POII的多角色多维度评分流程
Fig.1 Multi role and multi-dimensional scoring process based on POII

智能响应优化指数预期修正幅度有多大.

表 1 基于舆情智能指数(POII)进行多角色多维度评价结果

Tab. 1 Multi role and multi-dimensional evaluation results based on public opinion intelligence index(POII)									
AI 模型	r	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	维度加权平均分	总得分
ChatGPT	r_1	8.5	8.4	7.9	8.3	7.4	7.1	7.93	7.91
	r_2	8.3	8.1	8.1	8.0	7.7	7.8	8.00	
	r_3	8.2	7.6	7.8	8.2	7.4	7.5	7.78	
	r_4	8.5	8.4	7.8	7.7	7.4	7.7	7.92	
Perplexity	r_1	7.4	7.7	6.7	7.1	6.9	6.4	7.03	7.11
	r_2	7.4	7.2	6.9	7.2	6.6	6.8	7.02	
	r_3	7.3	7.5	7.6	7.4	7.1	7.0	7.32	
	r_4	7.2	7.4	6.8	7.5	6.6	6.7	7.03	
文心一言	r_1	8.2	7.6	7.5	7.6	7.5	7.0	7.57	7.72
	r_2	8.5	8.1	7.8	7.8	7.4	7.5	7.85	
	r_3	8.3	7.8	7.4	7.8	7.3	7.4	7.67	
	r_4	8.8	7.7	7.8	7.8	7.6	7.8	7.92	
智谱清言	r_1	8.5	7.8	7.4	7.4	6.6	6.4	7.35	7.36
	r_2	8.1	7.5	7.8	7.3	6.9	6.8	7.40	
	r_3	7.4	7.2	7.6	7.6	7.4	7.3	7.42	
	r_4	7.3	7.0	7.6	7.6	6.4	6.8	7.12	
Claude	r_1	7.6	7.2	7.1	7.4	6.7	7.0	7.17	7.35
	r_2	7.9	7.2	6.9	7.4	7.2	7.5	7.35	
	r_3	7.6	7.6	7.6	7.3	7.5	7.4	7.50	
	r_4	7.6	7.2	7.4	7.7	7.3	7.5	7.45	

2.3 探索 AI 模型修正过程

使用多轮迭代优化过程可以在现有 AI 技术能力范畴内最大化产出高质量决策方案,即 AI 以动态的反馈接收与自我校正能力促进决策结果的自动优化.针对 AI 系统自我修正能力的量化评估需求,本研究构建了智能迭代优化指数(intelligent iterative optimization index,IIOI)这一量化指标,以综合评估 AI 系统在获得反馈后实施自我校正效能的多维度表现.IIOI 专注于三大评估维度:整体改善幅度、修正效率以及修正过程的连续性,以衡量 AI 系统在经历连续反馈循环后的自我优化能力.

一轮完整的迭代优化流程如下:首先,借助上述实验中的 POII 指数,对决策方案进行多维度评估,并将详细评价标准与各维度得分反馈给各 AI 系统,以指导其产出相应的迭代方案;其次,统一收集各 AI 系统生成的迭代方案,并再次使用 POII 指数对结果进行量化分析,从而计算出各修正方案的综合质量,并据此评估 AI 系统的自我优化能力.

第 i 轮迭代后,可以基于 POII 得到修正后的方案得分 P_i .通过对修正方案得分的连续观察,可以判断 AI 系统是否已经达到或超越了最佳修正状态,如多轮迭代后修正方案得分保持不变或开始下降,则证明其已达到最佳修正,设此时迭代轮数为 n .当达到最佳修正或最大迭代轮数 n_{\max} 时,得到最终修正方案与方案得分 P_n .设未修正初始方案得分为 P_0 ,则此 AI 系统的优化幅度 C 为:

$$C = \frac{p_n - p_0}{p_{\max} - p_0}.$$

(3)

优化幅度 C 是 AI 系统修正能力的直观体现,实验中设最大迭代轮数 n_{\max} 为 10.

修正效率反映了 AI 系统在接收反馈并进行自我修正以达到最优效果所需的迭代次数.在这里,定义修正效率为 E ,其可以通过以下公式来量化:

$$E = (1 - \frac{n}{n_{\max}}) \times 100\%,$$

(4)

其中, n 代表达到预定性能目标所需的迭代轮数, n_{\max} 为规定的最大迭代轮数. 当 AI 连续两次较小的 n 值意味着更高的修正效率, 即 AI 系统能够在较少的迭代次数内达到最佳的性能目标.

对于 AI 系统在连续多轮迭代中表现的一致性和稳定性, 可以采用标准差 σ 作为量化工具, 以评估系统性能表现的波动性. 假设有一个序列 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, p_i 代表 AI 系统在 i 轮迭代中的性能表现, 其平均性能表现为 μ , 则该 AI 系统的可靠性稳定指数 R 可以通过以下公式计算得出:

$$R = \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - \mu)^2}.$$

(5)

通过对修正能力 C 、修正效率 E 和可靠性稳定指数 R 三者进行标准化处理, 并计算三者平均分得到智能迭代优化指数 (IIOI). 智能迭代优化指数可以反映 AI 系统修正迭代过程的综合能力, 不仅适用于舆情管理, 也能够拓展到工业生产、医疗诊断等多个领域, 应用于各种 AI 驱动的决策和响应系统, 为在不同应用场景下评估 AI 系统的自我修正能力提供更加灵活和精确的工具.

表 2 为各 GAI 平台针对案例 C1、C2、C3、C4、C5 达到最佳修正状态时的平均迭代轮数、优化幅度 C 、修正效率 E 、可靠性稳定指数 R 和 IIOI 指数.

表 2 各模型得到最佳方案的迭代次数与修正能力

Tab. 2 The Number of iterations and correction capability for each model to obtain the optimal solution

模型	迭代次数	初始得分	最终得分	$C/\%$	E	R
ChatGPT	4.2	7.91	9.62	81.82	0.58	0.55
Perplexity	3.6	7.11	9.33	76.82	0.64	0.68
文心一言	2.4	7.72	9.25	67.11	0.76	0.60
智谱清言	2.8	7.36	9.42	78.03	0.72	0.64
Claude	2.4	7.35	9.33	74.72	0.76	0.72

从实验数据可知, 尽管各 AI 模型的优化策略都能提升决策方案的质量, 但这些模型往往无法在单次迭代中实现最优化状态, 而是需经历多轮迭代和细致修正才能达到理想结果. 具体而言, ChatGPT 在迭代优化过程中展现出较高的方案质量提升, 但同时也伴随着较多的迭代次数, 其智能迭代优化指数 (IOII) 相对较低. 相反, 文心一言和 Claude 模型虽然在效率上表现更为出色, 却在最终方案的综合得分上稍显不足. 综合来看, 单一 AI 模型在迭代优化过程中难以同时达成效率和方案质量的最优平衡. 此外, 部分 AI 模型由于知识库和性能限制, 在迭代过程中出现性能不稳定, 甚至方案质量不仅未能提升, 反而出现退步, 这进一步降低了整体的优化效率.

2.4 多 AI 模型协同决策与优化方案

在 RQ3 中探索了 AI 修正过程, 并发现了单一 AI 模型在迭代优化过程中难以同时达成效率和方案质量的最优平衡, 而高校舆情相较于一般舆情事件, 需要效率更高且针对性强的优质决策方案. 为此需要找到一种新的优化修正方式, 能够同时满足时效性和优质性要求. 考虑到不同 AI 模型有着各自的知识库和决策生成策略, 在性能不变的前提下, 综合各 AI 模型的决策方案, 是否能够提高修正方案的生成效率和质量?

为探究这一问题, 本研究选择 RQ3 中最终方案得分最高与综合修正能力最强 (反映为智能迭代优化指数 (IOII) 最高) 的两个 AI 模型——ChatGPT 与 Claude, 分别向其输入最初 5 个 AI 模型针对案例 C1、C2、C3、C4、C5 生成的决策方案以及初始各维度得分, 利用 Prompt 使 AI 模型综合考虑各方案的优点, 去除或改善其不足之处, 进而形成一个优化后的新方案. 将两个模型生成的新方案再次基于舆情智能指数 (POII) 进行评价, 并继续输入两个 AI 模型生成的第一轮优化方案以及各维度得分, 重复以上过程并记录各模型每轮迭代得分情况.

表 3 为综合多模型决策方案后, ChatGPT 与 Claude 每轮迭代生成优化方案的具体得分, 得分为综合 C1、C2、C3、C4、C5 决策方案的平均得分.

与之对比, 表 4 为 RQ3 实验中单一 AI 模型迭代修正过程中的得分数据, 得分为综合 C1、C2、C3、C4、C5 决策方案的平均得分.

从实验数据对比可以看到, 在结合多 AI 模型的决策方案进行优化后, ChatGPT 与 Claude 在第 4 轮迭

代时得分相较于单一 AI 模型的优化过程均有了一定程度的提升.对于 ChatGPT,模型从第一轮协同迭代开始就展现出了较强的优化能力,决策方案的平均得分由初始 7.91 分上涨至 9.42 分,且在第 3 轮迭代后分数就超越了自己作为单一模型时最佳优化方案的得分.对于 Claude,虽然在多 AI 模型协同优化过程中,前两轮迭代分数不如自己作为单一模型优化时,但从第 4 轮迭代开始分数反超,并最终在第 4 轮也保持了较高水平,超越了自己作为单一模型时最佳优化方案的得分.综合来看,对于 ChatGPT,结合多 AI 模型的决策方案进行优化能够激发模型快速生成优质决策方案的潜力,大幅提升模型的修正效率和修正幅度,从而提高综合修正能力(IOII),而对于 Claude,这种方式让模型的修正幅度上限得到了提升,形成了更加平衡的优化过程.

表 3 多 AI 模型协同决策方案优化过程

Tab. 3 Optimization process of multi AI model collaborative decision-making scheme

模型	初始得分	第 1 轮迭代	第 2 轮迭代	第 3 轮迭代	第 4 轮迭代
ChatGPT	7.91	9.42	9.56	9.72	9.75
Claude	7.35	8.46	8.72	9.12	9.36

表 4 单一 AI 模型决策方案优化过程

Tab. 4 Optimization process of decision-making scheme for a single AI model

模型	初始得分	第 1 轮迭代	第 2 轮迭代	第 3 轮迭代	第 4 轮迭代
ChatGPT	7.91	8.76	9.30	9.46	9.50
Claude	7.35	8.54	9.33	9.31	9.32

综上,在高校舆情场景下,为追求决策方案生成的高效性和优质性,通过多 AI 模型协同决策与优化方案,能够借助各模型的互补性弥补单一模型在处理复杂舆情场景时的不足,从而产生既迅速又高效的优化决策.

3 结 论

本文为进一步研究如何更好发挥 AI 在高校舆情管理中的作用,首先构建了高校舆情领域的垂直数据集,并采用 AI 分析技术对数据进行深度标注和特征提取.其次提出了舆情智能指数(POII)这一量化指标,从 6 个维度、4 种角色评价各模型决策方案优劣,在一定程度上增强了 AI 评价过程中的可解释性和公平性.在方案评估中,发现不同 AI 模型在提出决策方案时会偏向不同角色,此外现有模型在风险评估、灵活性与适应性上还存在进步空间.由此,对 AI 收到反馈后的迭代过程进行了研究,提出智能迭代优化指数(IIOD)综合量化 AI 模型的修正能力,并在实验中发现单一 AI 模型在迭代优化过程中难以同时达成效率和方案质量的最优平衡.而为解决这一关键问题,进一步在高校舆情管理领域首次引入了多 AI 模型协同决策与优化方案,在性能不变的前提下综合多 AI 模型方案进行迭代优化,并最终验证,相比于单一 AI 模型的优化过程,此方案对于优化的效率及最终方案的优质性都有一定程度的提升,更加适用于高校舆情管理领域,为后续 AI 在高校舆情管理中的深入应用提供了方向.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.08.23.0001).

参 考 文 献

[1] 李昌祖,杨延圣.教育舆情的概念解析[J].浙江工业大学学报(社会科学版),2014,13(3):241-246.
LI C Z, YANG Y S. A conceptual analysis of public educational sentiment[J]. Journal of Zhejiang University of Technology (Social Science), 2014, 13(3): 241-246.

[2] 沈悦.新媒体视阈下高校网络舆情的监控与管理机制研究[J].湖北函授大学学报,2018,31(17):43-44.
SHEN Y. Research on monitoring and management mechanism of university network public opinion under the visual threshold of new media[J]. Journal of Hubei Correspondence University, 2018, 31(17): 43-44.

[3] ALON-BARKAT S, BUSUIOC M. Human-AI interactions in public sector decision making: "automation bias" and "selective adherence" to algorithmic advice[J]. Journal of Public Administration Research and Theory, 2023, 33(1): 153-169.

[4] 徐瑛,齐中祥.基于大数据和 AI 算法的社会风险智能感知系统[J].贵阳学院学报(社会科学版),2020,15(5):57-62.

XU Y, QI Z X. Social risks intelligent perception system based on big data and AI algorithm[J]. Journal of Guiyang University (Social Sciences), 2020, 15(5): 57-62.

[5] 张权, 燕继荣. 中国网络舆情治理的系统分析与善治路径[J]. 中国行政管理, 2018(9): 21-29.

ZHANG Q, YAN J R. The systematic analysis of Internet public opinion governance in China and the way to good governance[J]. Chinese Public Administration, 2018(9): 21-29.

[6] 王晰巍, 邢云菲, 韦雅楠, 等. 大数据驱动的社交网络舆情用户情感主题分类模型构建研究: 以“移民”主题为例[J]. 信息资源管理学报, 2020, 10(1): 29-38.

WANG X W, XING Y F, WEI Y N, et al. Research on the topic model construction of sentiment classification of public opinion users in social networks driven by big data: taking "immigration" as the topic[J]. Journal of Information Resources Management, 2020, 10(1): 29-38.

[7] 刘定一, 沈阳阳, 詹天明, 等. 融合微博热点分析和 LSTM 模型的网络舆情预测方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2021, 42(5): 546-553.

LIU D Y, SHEN Y Y, ZHAN T M, et al. Network public opinion forecasting method fusing microblog hotspot analysis and LSTM model[J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2021, 42(5): 546-553.

[8] AIYAPPA R, AN J S, KWAK H, et al. Can we trust the evaluation on ChatGPT[C]//Proceedings of the 3rd Workshop on Trustworthy Natural Language Processing (TrustNLP 2023). Stroudsburg: ACL, 2023: 47-54.

[9] CHINU, BANSAL U. Explainable AI: to reveal the logic of black-box models[J]. New Generation Computing, 2024, 42(1): 53-87.

[10] NAZER L H, ZATARAH R, WALDRIP S, et al. Bias in artificial intelligence algorithms and recommendations for mitigation[J]. PLoS Digital Health, 2023, 2(6): e0000278.

[11] RATHER I H, KUMAR S, GANDOMI A H. Breaking the data barrier: a review of deep learning techniques for democratizing AI with small datasets[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(9): 226.

[12] 曲翠芸. 多智能体系统的一致性分析及其在舆情传播上的应用[D]. 济南: 山东师范大学, 2022.

[13] UPADHYAY S, UPADHYAY N. Mapping crisis communication in the communication research: what we know and what we don't know[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2023, 10: 632.

[14] EHSAN U, RIEDL M. Explainable AI reloaded: challenging the XAI status quo in the era of large language models[C]//Proceedings of the Halfway to the Future Symposium. [S.l.]: ACM, 2024: 1-8.

Research on university public opinion management based on multi AI model collaborative decision making and optimization scheme

He Jing^{1a}, Chen Yiran^{1b}, Dai Tianyu²

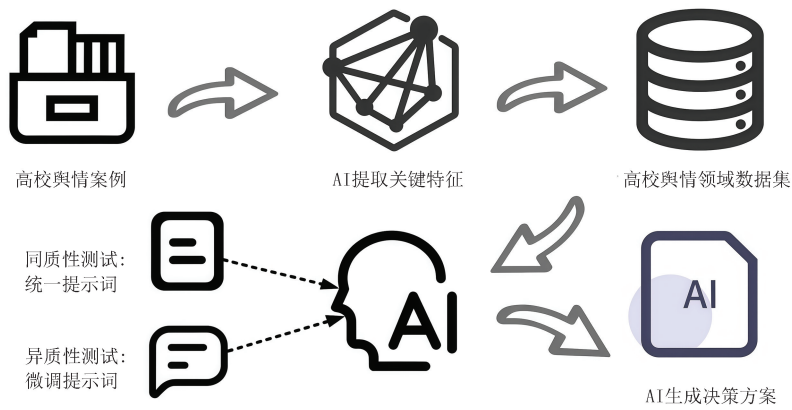
(1. a. Institute for Advanced Studied in Humanities and Social Sciences; b. School of Artificial Intelligence, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. School of Mathematics and Computer Sciences, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: The introduction of artificial intelligence(AI) provides a new perspective and tool for analyzing and managing public opinion in colleges and universities. However, the existing AI lacks transparency and interpretability in the decision-making process, and is limited by a single model, which reduces the universal value and optimization potential of the decision-making scheme. In response to the above issues, this article explores how to improve the efficiency and the quality of public opinion management in universities through collaborative decision-making and optimization using multiple AI models. Firstly, select the hot cases of public opinion in universities in 2023, construct a vertical dataset focusing on the field of public opinion in universities, and use AI technology for data analysis and feature extraction. Secondly, in order to enhance the interpretability and fairness of the AI evaluation process, a multidimensional and multi role evaluation system is constructed, and the Public Opinion Intelligence Index(POII) and Intelligent Iterative Optimization Index(IIOI) are proposed to quantitatively evaluate AI models' abilities of performance and self correction in public opinion management. Ultimately, through experiments, it was found that collaborative decision-making and optimization solutions with multiple AI models can significantly improve the efficiency and quality of AI in generating decision-making solutions in the field of public opinion management compared to a single AI model.

Keywords: university public opinion; artificial intelligence; multi model collaboration; decision optimization

表 S1 自动分类 prompt 设计格式
Tab. S1 Automatic classification prompt design format

需求	Prompt 设计	目的说明
高敏感事件分类	“根据文本内容判断敏感性级别:高、中、低.”	识别舆情数据的敏感性级别,对高敏感事件进行优先处理.
情感极性分析	“分析文本的情感极性:正面、负面、中性.”	了解舆论的情感倾向,为情绪分析和舆情响应提供依据.
事件类型分类	“分类此文本所述事件:校园事件、教学活动、 学生生活等.”	根据事件类型组织和分析数据,有针对性地 处理不同种类的舆情.



图S1 高校舆情领域的数据集构建与数据的自动化特征提取流程
Fig.S1 Construction of datasets in the field of public opinion in universities and automated
feature extraction process of data

表 S2 舆情智能指数 (POII) 关键维度、定义和量化标准
Tab. S2 Key dimensions, definitions, and quantitative standards of public opinion intelligence index (POII)

编号	关键维度	定义	量化方法	权重
d_1	决策方案相关性 (relevance)	方案与舆情事件匹配程度	方案文本与舆情事件描述间的语义相似度	wd_1
d_2	决策方案全面性 (comprehensiveness)	方案考虑问题的角度和解决措施的全面性	方案覆盖的问题维度和措施类型	wd_2
d_3	实施可行性 (feasibility)	方案的实施难度和所需资源的可获得性	资源需求、时间框架、技术难度等因素综合评估	wd_3
d_4	预期效果 (expected outcome)	方案实施后预期达到的效果	预估实施方案后的变化	wd_4
d_5	风险评估 (risk assessment)	方案可能带来的风险和负面影响的识别与评估	潜在风险及其发生概率和影响程度	wd_5
d_6	灵活性与适应性 (flexibility and adaptability)	方案在遇到预期之外情况时的调整和适应能力	备选方案数量、调整难度等级, 以及预测和准备程度	wd_6