

基于 BERTopic 的医疗人工智能公众舆论研究

杨晨 余晓莹*

华南理工大学工商管理学院 广州 510641

[摘要]目的/意义 揭示公众对医疗人工智能的认知态度、核心关注问题及动态演化规律，为政策制定和治理优化提供决策支持，推动医疗 AI 普惠发展。方法/过程 采集抖音（23 862 条）、小红书（5 085 条）和微博（1 866 条）医疗人工智能相关帖文评论，经预处理获得 29 424 条有效评论，采用 BERTopic 模型开展主题识别与演化分析，并结合 BERT 模型进行情感分析。结果/结论 共识别出 AI 诊疗能力边界认知、AI 医疗职业冲击感知、AI 医疗应用落地条件、AI 医疗责任归属争议、AI 医疗普惠价值期待和 AI 医疗未来影响预期六个核心议题；公众情感整体呈现“消极主导、两极分化”特征，不同平台间情感分布存在明显差异。本研究克服了传统方法在短文本分析中的局限，创新性地构建了从“理论预设”转向“公众自发”的舆情分析新视角，为识别公众真实关切、助推“健康中国”建设提供了新范式。

[关键词] 医疗人工智能；BERTopic；主题演化；平台差异；公众认知

Research on Public Opinion of Medical Artificial Intelligence
Based on BERTopic

YANG Chen, YU Xiaoying

School of Business Administration, South China University of Technology,
Guangzhou, 510641, China

[Abstract] **Purpose/Significance** This study reveals the public’s cognitive attitude, core concerns and dynamic evolution of medical artificial intelligence, provides decision support for policy formulation and governance optimization, and promotes the inclusive development of medical AI. **Method/Process** This study collected Douyin (23 862), Xiaohongshu (5 085) and Weibo (1 866) medical artificial intelligence related post comments, and obtained 29 424 valid comments after preprocessing. The BERTopic model was used to carry out topic recognition and evolution analysis, and the BERT model was used for sentiment analysis.

Result/Conclusion Six core issues were identified, including boundary cognition of AI diagnosis and treatment ability, perception of AI medical occupational shock, landing conditions of AI medical application, dispute of AI medical responsibility attribution, expectation of AI medical inclusive value and expectation of AI medical

【修回日期】

【作者简介】杨晨，博士，副教授，博士生导师；通信作者：余晓莹，硕士研究生

【基金项目】国家社科基金“医疗人工智能的患者信任体系构建及实现路径研究”

（24CGL050）。

future impact. The overall public sentiment is characterized by 'negative dominance and polarization', and there are obvious differences in the distribution of emotions between different platforms. This study overcomes the limitations of traditional methods in short text analysis, and innovatively constructs a new perspective of public opinion analysis from “theoretical presupposition” to “public spontaneity”, which provides a new paradigm for identifying the real concerns of the public and promoting the construction of “Healthy China”.

[Keywords] Medical Artificial Intelligence; BERTopic; Topic Evolution; Platform Differences; Public Perception

1 引言

《“健康中国 2030”规划纲要》与《新一代人工智能发展规划》等政策文件提出，要推动健康科技创新^[1]和智能医疗建设^[2]。在我国人口老龄化加深、健康服务需求不断增加的背景下，人工智能（AI）逐渐引领着医疗健康领域的革命性突破^[3]。医疗 AI 不仅能够提升医疗服务效率与质量，还有助于优化资源配置、缓解部分地区医疗资源不足的问题^[4]，在早期筛查、精准诊断、个性化治疗及健康管理中发挥着重要作用，是落实“健康中国”战略的重要驱动力量。

然而，医疗 AI 的推广应用不只取决于技术性能，也受到公众认知、信任水平和社会接受度的影响^[5]。现有研究多聚焦于模型构建、算法优化及效果验证^[6-8]，而对公众面对医疗 AI 时所表现出的真实态度、风险感知与情绪变化关注不足^[9]。社交媒体作为公众表达意见和参与公共讨论的重要平台，汇集了大量与医疗 AI 相关的即时舆情数据^[10-11]，为了解公众关注重点及社会接受障碍提供了数据基础。据此，本研究拟爬取社交媒体中的医疗 AI 讨论文本，结合 BERTopic 主题建模与 BERT 情感分析方法，揭示公众讨论的主要议题、情感倾向及其变化特征，并为医疗 AI 推广中的政策宣传、风险沟通等方面提供参考。

2 文献回顾

2.1 公众对医疗 AI 的态度

公众态度既反映其对医疗 AI 应用效果的评价，也会影响相关产品设计、政策执行和推广过程^[12]。已有研究主要从心理认知驱动、风险感知阻碍和应用场景偏好等视角探讨公众接受机制。其中，心理认知驱动研究多基于技术接受模型，关注感知有用性、感知易用性主观规范与信任等因素对使用意愿的影响^[13-14]；风险感知研究则讨论隐私泄露、算法偏见和黑箱风险等问题对公众信任的削弱作用^[15-16]；场景偏好研究则发现，AI 外观设计、医疗服务类型及人机协作模式等因素也会影响公众接受度^[17-18]。上述研究为理解公众接受医疗 AI 的影响因素提供了基础，但多数研究依赖预设问卷或受控实验，与真实情境下公众的日常讨论存在一定差距。现有基于社交媒体的相关研究较少，且受到数据采集时期较早、分析方法较为传统等限制，对当前公众自发关注的问题及医疗 AI 舆情演化规律的反映仍不充分^[19]。

2.2 主题演化分析在舆情研究中的应用

主题演化分析是文本挖掘与舆情研究的重要方法，其能够通过识别公众诉求、情绪变化和议题演进规律，为应急决策、社会治理和商业策略提供支持^[20-25]。早期舆情研究多采用 LDA 等传统主题模型，然而，社交媒体文本通常较为简短，包含的信息相对稀疏，LDA 模型在此类场景下容易受到影响，进而降低主题识别效果^[26-27]。近年来，基于预训练语言模型的 BERTopic 方法逐渐兴起，该方法能够通过语义嵌入提取上下文信息，因此，在处理短文本数据时，其主题一致性与语义连贯性通常优于传统模型。目前，该方法优异性已在网络暴力、智慧交通、公共政策反馈和公民参与等多个研究场景中得到验证^[28-32]。鉴于此，本研究在医疗 AI 舆情分析中引入 BERTopic，以更清晰、准确地捕捉公众讨论的热点与演化规律。

2.3 情感分析在舆情研究中的应用

在舆情研究中，情感分析被用来识别文本的情绪倾向和态度。该方法通过划分积极、消极和中性情绪，用以分析公众对特定事件或议题的态度变化和情感特征^[33]。例如在政府应急管理方面，情感分析可以对政府的辟谣信息效果进行监测^[34]；在商业场景中，对用户产品评论的情绪与需求原因进行分析^[35]；在公共卫生事件监测领域，识别公众对专家知识的“信息厌倦”现象^[36]；同样，在医疗健康领域，情感分析还可以对在线医疗平台中患者择医行为的情感支持效应进行识别^[37]，对健康社区用户的使用评价^[38]进行分析。上述例子都凸显了情感分析的多场景适用性。随着分析模型的不断进步，BERT 等预训练模型克服了传统分类方法的局限，在情感分类任务中展现出更为优异的性能，如今已成为社交媒体文本分析的重要工具^[33]。

3 数据与方法

本研究的技术路线见图 1。包括数据获取与数据处理、主题建模和情感分析三个部分。

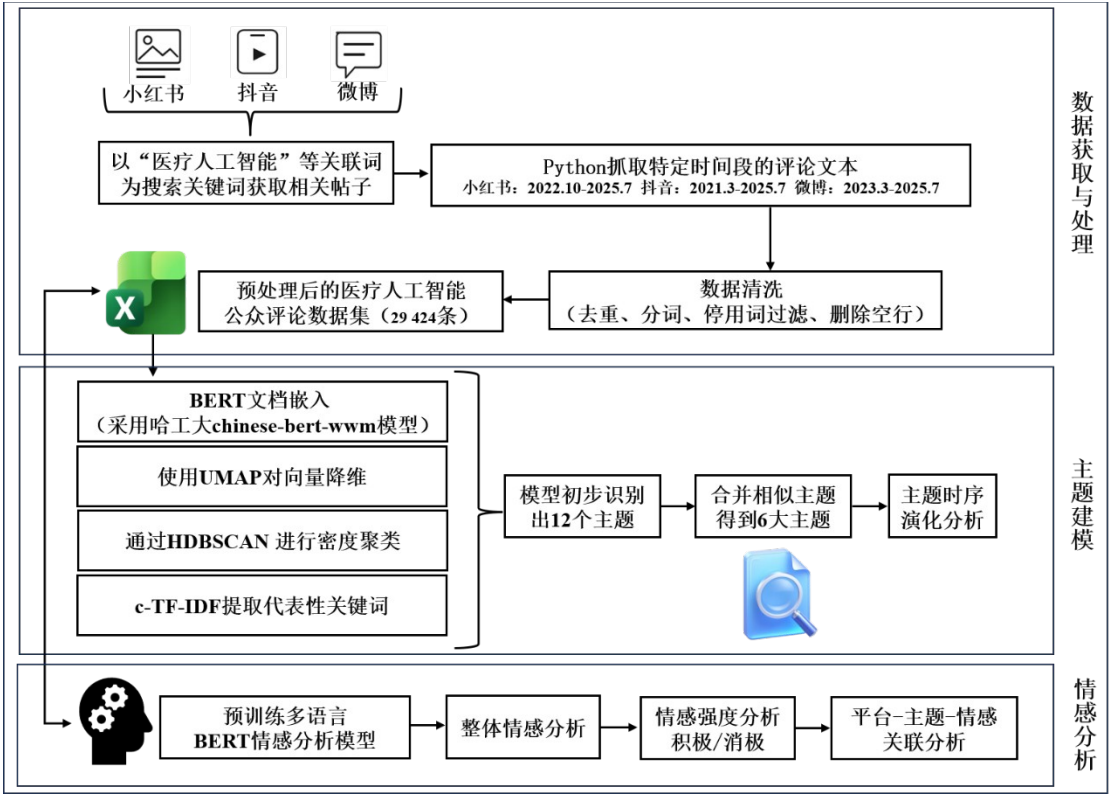


图 1 技术路线图

3.1 数据获取与预处理

抖音、小红书和微博是国内用户覆盖较广、内容生态具有一定差异的三大社交媒体平台，因此，本研究选取三者作为数据来源。结合医疗人工智能相关技术发展、政策推进情况以及不同平台的数据获取条件，最终确定数据抓取时段为：抖音 2021 年 3 月至 2025 年 7 月、小红书 2022 年 10 月至 2025 年 7 月、微博 2023 年 3 月至 2025 年 7 月。

依据医疗人工智能领域常见表述与预检索结果，本研究以“医疗人工智能”“人工智能医疗”“医疗 AI”“AI 问诊”“智能医疗”“智慧医疗”为关键词，在三大平台爬取相关帖子，经人工核查后剔除广告、重复及无关内容。预观察发现，部分帖文评论区后部存在较多重复表情和广告信息，同时高热度帖文评论量明显高于普通帖文，因此，为兼顾文本质量与样本均衡性，统一采集每条帖子的前 200 条评论并获取帖子 ID 及评论内容。去重后共保留评论 30 813 条，其中抖音 23 862 条、小红书 5 085 条、微博 1 866 条。随后使用 jieba 进行分词，在通用停用词基础上补充“医生”“医院”等高频但对主题识别贡献较低的医疗词汇，并采用正则表达式清除“[笑哭]”等表情符号，以减少重复表情和非语义信息带来的文本噪声。在此基础上，对分词结果进行进一步过滤，删除长度小于 2、纯数字及分词后为空的文本，最终获得有效评论 29 424 条。

3.2 BERTopic 主题模型

本研究采用 BERTopic 模型进行主题建模，其主要流程包括：①采用预训练语言模型 BERT 将文档转化为高维语义向量；②使用 UMAP 进行降维；③通过 HDBSCAN 进行密度聚类并识别离群点；④利用 c-TF-IDF 提取各主题的代表性关键词。该模型具有主题数自动确定、离群点识别和主题解释性较强等特点^[39]。在词嵌入模型的选择上，本研究对比

了 Google 发布的 bert-base-chinese 和哈工大讯飞联合实验室的 chinese-bert-wwm，考虑到后者采用全词掩码技术，在中文语义表示方面上表现更优^[40]，因此选用 chinese-bert-wwm 作为词嵌入模型，以提升主题识别的准确性与语义区分度。

模型参数经多轮调试后确定：UMAP 采用 15 个邻居点、降维维度为 5，并采用余弦距离；HDBSCAN 最小聚类规模为 150、最小样本数为 30。结合关键词可解释性、主题间语义重叠及向量空间分布对主题结果进行评估，最终选取语义一致性和区分度较高的结果用于后续分析。

3.3 BERT 情感分析模型

BERT 是一种基于 Transformer 架构的预训练语言模型，能充分利用上下文语义进行文本表示，在中文社交媒体情感分析中准确率较高，能更好识别网络文本中的语义差异及隐含情绪，已广泛应用于舆情情感分析^[41]。本研究采用该模型对评论文本进行情感分类与强度计算，输出 1~5 星评分，将 4~5 星定义为积极、3 星为中性、1~2 星为消极；其中 5 星和 4 星分别对应高度积极和中度积极，1 星和 2 星分别对应高度消极和中度消极，以进一步刻画情感强度。最后，将评论情感标签与主题标签及平台信息关联，分析不同主题和平台的情感差异特征。

4 研究发现

4.1 舆情主题识别

模型初步识别出 12 个主题，覆盖 29 424 条评论，另有 2 206 条被识别为离群点。后续分析剔除离群数据，并基于 c-TF-IDF 提取各主题特征词。初始结果中，部分主题语义相似性较高，在向量空间中存在明显重叠。为提高主题区分度，本研究结合关键词、代表性文本及向量空间分布进行综合评估，对语义重叠较高的主题进行合并。经多轮参数调整与人工校验，综合考量主题区分度、语义完整性、文本覆盖率和离群点分布，最终确定 6 个语义边界清晰、区分度较高的宏观主题，合计覆盖 89.8%的有效文本。6 个宏观主题结果及主题类目间距离呈现图分别见表 1 和图 2。

表 1 6 个宏观主题结果

主题编号	主题名称	特征词	代表性评论示例
Topic 0	AI 诊疗能力边界认知	诊断、辅助、中医、临床、手术、机器	1.我觉得 AI 可以诊断，但是不能操作 2.把脉机器人还是做不了的，每个人的脉象都是不一样的 3.我们医院 AI 看 CTA 很准确而且还快，比人工剪片子快多了
Topic 1	AI 医疗职业冲击感知	替代、失业、行业、便宜、机器、工作	1.感觉以后影像学会被大量替代，ai 识别确实比人类占优势，人类以后只需要少数影像专业的对系统进行数据修正就行了 2. Deekseek，再发展个 10 年，很多基础性技术会被完全替代掉，不敢相信，你所面对的不是一个机器人，如果数据足够，是历史上所有的人智力总和 3. 是不是又将面临失业的风险？我还想让我儿子以后学放射科呢
Topic 2	AI 医疗应用落地条件	技术、检查、取代、机器、国内、数据	1.中国医疗难的不是 ai，而是能发挥出 ai 作用的基础设备 2.这种发明只有大量的设备使用、医生培训后才有可能让患病的老百姓受益，这估计需要一个比较长的时间 3.数据投喂，企业部署后还要定期安全维护，更新数据库，很麻烦很费事
Topic 3	AI 医疗责任归属争议	负责、医闹、背锅、患者、诊断、影像、	1.但是 AI 不能背锅，按它的治疗方案治出问题没法告和索赔 2.医生好惨，自己判断错了要负责，AI 诊断错了还要负责，谁谁错了都要医生负责 3.这些技术上的升级其实不是重点，重点是 AI 出错谁负责
Topic 4	AI 医疗普惠价值期待	希望、老百姓、支持、红包、推广、	1.希望全国推广，价格要合理，让老百姓都看得起病 2.加快推广，降低使用费用，让普通百姓都能用上，将是功德千万
Topic 5	AI 医疗未来	未来、无人、取	3.是不是就意味着看病的成本就低了？老百姓的福音 1.你们不觉得恐怖吗？要是长久依赖，未来人将是怎么样的？

10.12201/bmr.202609.00006V1

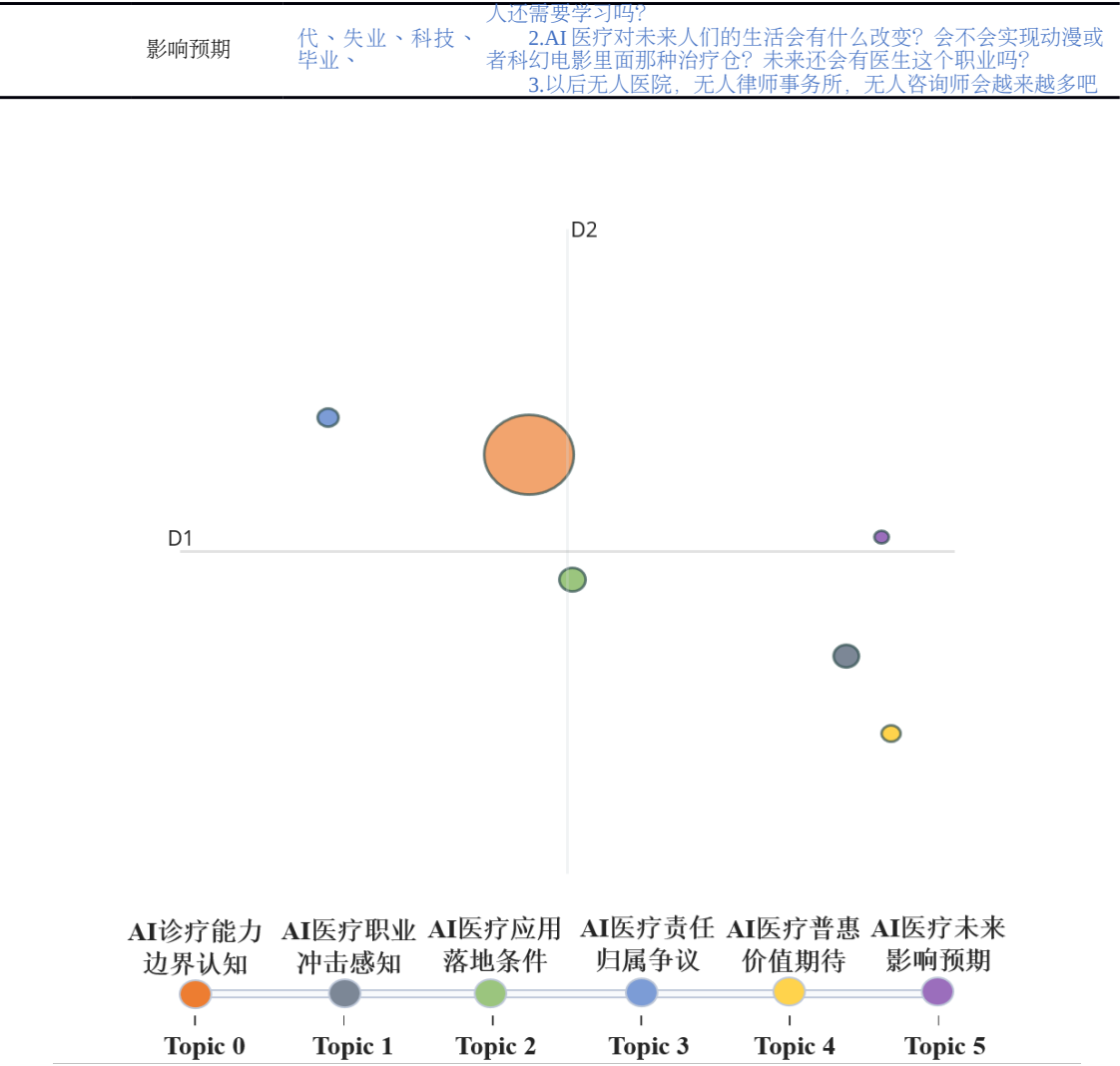


图 2 主题合并后的主题类目间距离

在主题建模基础上，本研究结合原始文本对六个主题进行语义解读。整体来看，公众讨论主要集中于技术能力、职业影响、应用落地、责任治理、资源公平及未来社会影响等方面。Topic 0（AI 诊疗能力边界认知）围绕 AI 在医疗诊疗场景中的能力边界展开讨论，涉及 AI 辅助诊断、疾病识别以及与医生协同等内容。Topic 1（AI 医疗职业冲击感知）中“替代”“失业”等词高频出现，讨论内容集中于对相关从业人员职业空间、收入预期和职业稳定性的担忧。Topic 2（AI 医疗应用落地条件）聚焦 AI 进入诊疗场景所需的支撑条件，包括数据质量、设备成本、医院流程适配、医生使用习惯及监管要求等。Topic 3（AI 医疗责任归属争议）则体现公众高度关注 AI 参与诊疗后误诊、漏诊或决策失误时的责任承担问题。Topic 4（AI 医疗普惠价值期待）关注医疗 AI 改善医疗服务可及性、降低就医成本、缓解看病难看病贵等问题中的应用价值。Topic 5（AI 医疗未来影响预期）则扩展到未来社会层面，关注医疗 AI 可能对就业结构、医学教育、医疗组织模式以及人际关系带来的长期影响。六个主题共同构成了公众讨论的主要议题框架。

为进一步增强主题解释的现实基础，本研究梳理了医疗 AI 从基础规划到加速应用阶段的重要政策文件。政策重点涉及应用场景建设、安全治理、资源均衡和行业发展等方面，

与公众讨论主题存在较为明显的对应关系，表明公众关注与医疗 AI 发展实践和政策方向具有较高一致性。具体对应关系见表 2。

表 2 现实政策议题与舆论主题对照表

政策文件	发布者	政策中的重点方向	本研究对应主题
《新一代人工智能发展规划》	国务院	推广应用人工智能治疗新模式新手段，实现智能影像识别、病理分型和智能多学科会诊；推动人工智能技术应用成为改善民生的新途径	Topic 0、Topic 4
《人工智能医用软件产品分类界定指导原则》	国家药监局	将 AI 医用软件分为“辅助决策”和“非辅助决策”两类，实施分类监管	Topic 2、Topic 3
《“十四五”全民健康信息化规划》	国家卫生健康委、国家中医药局、国家疾控局	推动在应急救治、远程会诊、临床辅助诊断决策、公共卫生服务、医院管理等方面应用；加强基层医学智能辅助诊断系统的推广应用	Topic 4、Topic 5
《放射检查类医疗服务价格项目立项指南（试行）》	国家医保局	在放射检查类主项目下统一安排“人工智能辅助诊断”扩展项，将 AI 辅助诊断纳入国家医保价格项目框架，明确收费依据并规定不与主项目重复收费，防止额外增加患者负担	Topic 3、Topic 4
《卫生健康行业人工智能应用场景参考指引》	国家卫生健康委、国家中医药局、国家疾控局	明确 84 个细分应用场景，涵盖医学影像辅助诊断、临床专病辅助决策、基层全科智能辅助等	Topic 0、Topic 2
《关于促进和规范“人工智能+医疗卫生”应用发展的实施意见》	国家卫生健康委、国家发展改革委、工业和信息化部等	拓展临床专病辅助诊疗服务，聚焦重大疑难疾病临床决策智能辅助	Topic 0
		推动人工智能辅助基层医疗服务，提升便民惠民服务智能水平	Topic 4
		规范安全监管，实施分级分类管理明确监管职责	Topic 3

4.2 各主题时序演化分析

对合并后的 6 个舆论主题进行时序演化分析，统计各主题在不同时间段的评论数量变化，结果如图 3 所示。由于 2022 年及之前的数据量较少，难以支撑有效的趋势分析，故结果仅呈现 2023 年及以后的数据。2023 至 2024 年，讨论主要集中于 Topic 0，其余主题总体占比较低。其中，Topic 1 与 Topic 2 在 2024 年已出现较明显增长，而 Topic 3、Topic 4、Topic 5 同期仍处于极低水平。

2024 年下半年起，公众对医疗 AI 的关注度迅速提升，于 2024 年底至 2025 年初形成明显讨论高峰。2025 年 1 月后，各主题讨论量同步跃升并保持高位，Topic 0 始终占据主导地位。Topic 1 与 Topic 2 同步快速增长，Topic 4 增长势头尤为突出。Topic 3 与 Topic 5 实现数倍增长，但绝对规模仍相对较小。

10.12201/bmr.202609.00006V1

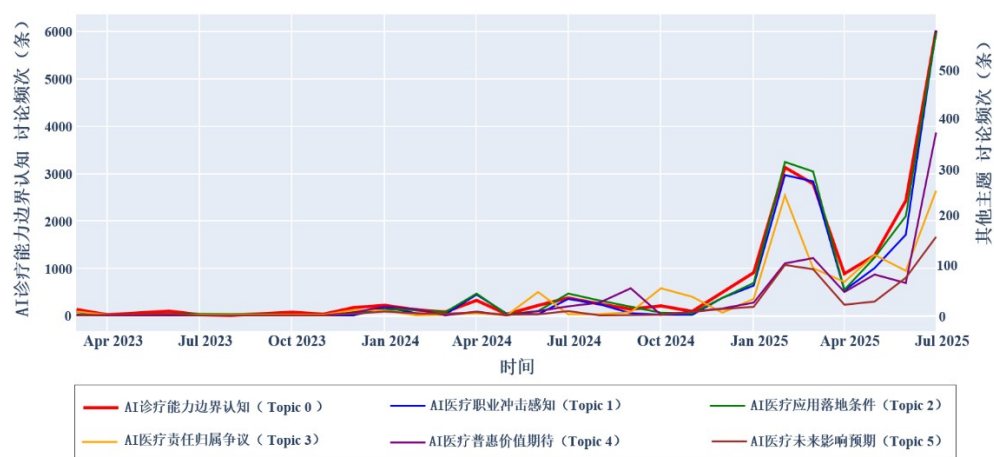


图 3 各主题时序演化分析

4.3 基于 BERT 的情感分析

对 29 424 条评论进行情感分析，结果显示消极评论占 51.89%，积极评论占 33.96%，中性评论占 14.15%。进一步的情感强度分析显示，公众态度呈现出较强的“双峰极化”特征。积极评论中高度积极占 74.74%；消极评论中高度消极占 83.27%，且极化程度因主题而异。其中，“AI 医疗普惠价值期待”主题积极评论占比达到 72.33%，高度积极评论占积极评论的 87.89%，是六个主题中唯一呈现明显积极主导的议题。相比之下，“AI 医疗职业冲击感知”“AI 医疗责任归属争议”“AI 医疗应用落地条件”以及“AI 医疗未来影响预期”等主题均呈现消极主导特征，消极评论占比均超过 60%，且高度消极评论占比均超过 85%。“AI 诊疗能力边界认知”作为讨论规模最大的主题，积极评论占比为 34.31%，消极评论占比为 49.68%，两类情感倾向均较为明显。

“平台—舆论主题—情感倾向”关联分析进一步揭示了不同平台在主题关注和情感表达上的差异，如图 4、图 5 所示。总体来看，抖音消极情感占比最高，约 62%，主要集中于“AI 诊疗能力边界认知”和“AI 医疗职业冲击感知”两个主题。微博在“AI 诊疗能力边界认知”主题上积极评论占主导，但在“AI 医疗未来影响预期”和“AI 医疗职业冲击感知”等主题上仍存在较明显的消极情绪。相比之下，小红书整体情感分布相对均衡，但在“AI 医疗责任归属争议”主题上消极评论显著高于积极评论。从主题层面看，“AI 医疗职业冲击感知”和“AI 医疗责任归属争议”是跨平台消极情感的主要来源，也是公众风险感知最为集中的议题；“AI 医疗普惠价值期待”则在各平台均呈现积极主导特征，成为较为稳定的跨平台积极共识议题。

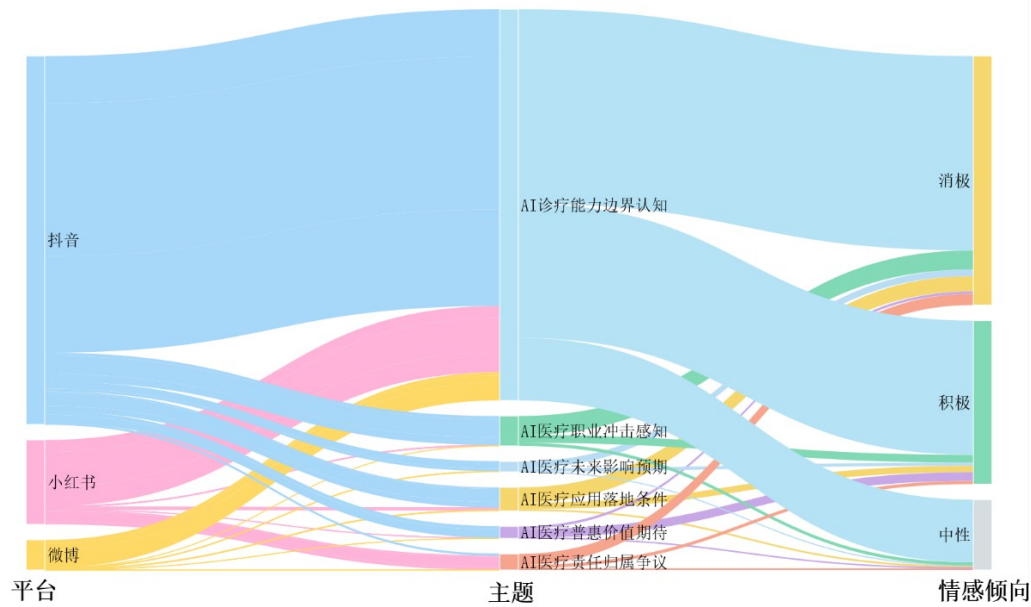


图 4 “平台-主题-情感” 关联图

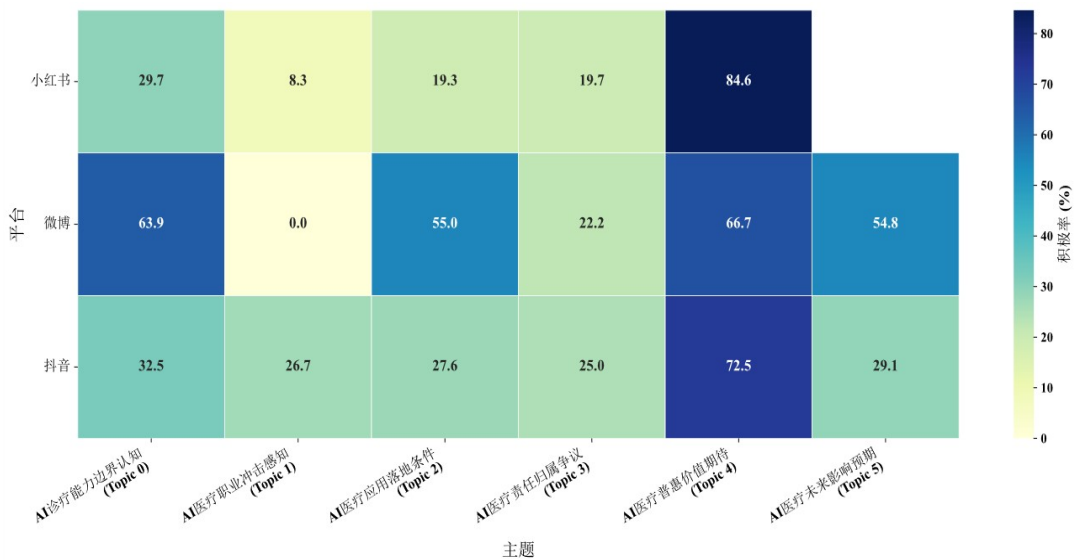


图 5 “平台-主题” 情感积极率热力图

5 讨论与治理策略

5.1 公众对医疗 AI 的认知转变

本研究发现，公众对医疗 AI 的关注已从单纯的技术评价扩展至其进入医疗体系后产生的社会影响与治理层面。公众既关注 AI 是否具备进入医疗场景的能力，也关注其应用边界、责任承担及可能带来的自身利益变化，这说明社会对医疗 AI 的态度，是技术认识与实际影响综合作用的结果。具体而言，公众认可 AI 在医学影像识别、辅助诊断等相对标准化的医疗任务中的应用价值，但对于复杂疾病判断、个体差异识别等依赖临床经验和专业判断的环节仍保持谨慎。同时，随着医疗 AI 应用推进，公众关注也逐渐由“能否应用”转向“如何应用”，并进一步考虑医疗 AI 应用后的职业影响和责任划分等问题。与政策关注重点进

行比较后可以发现，现有政策更多强调技术应用，安全监管与治理框架，而公众更关注职业稳定、责任归属等切身利益，反映出政策治理重点与公众实际关注问题之间存在一定差异。因此，医疗 AI 治理除了关注技术规范和应用安全，也需要进一步回应公众在技术应用过程中产生的现实关注问题。

5.2 公众对医疗 AI 的情感分化

医疗 AI 舆论中的情感分化，反映了公众对医疗 AI 可能带来的收益与风险存在不同判断。普惠价值相关讨论体现了公众对医疗改善和资源公平的期待；职业冲击、责任归属等议题中更容易引发公众对自身利益和相关保障的担忧。同时，AI 诊疗能力边界相关讨论则同时展现出公众对医疗 AI 的技术认可与能力质疑，反映出公众仍在判断 AI 适合进入哪些医疗环节。由此可见，公众对医疗 AI 的情感态度会因具体讨论场景和利益关联而产生差异，医疗 AI 要想取得公众信任，也需要针对不同议题形成的不同预期进行回应，让公众真正地感知到技术的价值。此外，平台生态进一步影响公众情绪与风险感知的形成。短视频平台的内容传播较为直接，争议性和情绪性内容更容易受到关注；生活方式平台更多结合个人经历和权益感受展开讨论；公共讨论平台则更适合承载政策解读、行业进展和技术前景讨论。不同平台形成的讨论方式有所不同，也使公众接触和理解医疗 AI 的角度存在差异。因此，在医疗 AI 推广过程中，需要根据不同平台的内容特点和用户关注进行相应的信息沟通。

5.3 治理启示

基于上述发现，医疗 AI 治理应从单纯强调技术进步，转向以公众关切为核心的精准沟通与治理方式。

第一，建立持续的舆情监测机制。通过主题分析和情感分析持续关注公众讨论重点及其变化，对职业影响、责任归属、诊疗能力边界等议题进行重点跟踪。当某一议题讨论量明显增加或负面情绪集中出现时，及时了解其形成原因，并通过公开说明、政策解读等方式进行回应。

第二，围绕核心风险议题开展针对性沟通。针对“AI 替代医生”的担忧，应突出“医生主导、AI 辅助”定位，说明 AI 的能力边界；对于 AI 诊疗出现错误后的责任问题，应进一步说明责任划分和复核机制；对于公众对医疗普惠的期待，则可结合基层医疗、慢病管理等实际应用案例，具体说明医疗 AI 能够发挥的作用。相比笼统介绍技术优势，更应表明 AI 具体应用于何种场景、发挥何种作用以及出现问题时如何处理。

第三，构建基于平台特征的差异化策略。抖音可更多采用具体医疗场景进行科普，回应公众较为关注的替代和误诊等问题；微博可加强政策和行业信息说明；小红书则可结合实际案例和用户经验，帮助公众理解医疗 AI 的具体应用。虽然不同平台的沟通方式可以有所差异，但对 AI 的功能边界、使用方式和责任划分等核心信息应保持基本一致，避免因平台表达差异造成公众理解偏差。

总体来看，医疗 AI 治理应兼顾技术安全与公众认知，将技术监管、公众沟通和舆情反馈结合起来，使医疗 AI 从“可应用”走向“可理解、可信任、可持续接受”。

6 结语

本研究基于三大社交媒体平台的医疗 AI 评论，运用 BERTopic 与 BERT 模型识别公众主题与情感倾向，为舆情监测与风险识别提供了数据支持。但是仍存在以下局限：样本对

中老年群体、农村居民和医学专业人士覆盖不足；未纳入图片、视频等多模态信息；对细分应用场景的差异化讨论关注不足；现有模型对医疗语境中隐含情绪的解释力有限。未来可结合问卷访谈、多模态分析、分场景专题分析及医疗领域预训练模型加以完善。

作者贡献：杨晨负责数据收集、论文审核与修订；余晓莹负责研究设计、数据分析、论文撰写。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] 徐明, 韦俨芸. 数字时代医疗人工智能的算法逻辑、风险及其应对 [J]. 中南民族大学学报 (人文社会科学版), 2024, 44 (1): 146-154, 187.
- [2] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知 [J]. 中华人民共和国国务院公报, 2017 (22): 7-21.
- [3] MCMAHON G T. The risks and challenges of artificial intelligence in endocrinology [J]. The journal of clinical endocrinology & metabolism, 2024, 109 (6): e1468-e1471.
- [4] HUANG W, LI Y, BAO Z, et al. Knowledge, attitude and practice of radiologists regarding artificial intelligence in medical imaging [J]. Journal of multidisciplinary healthcare, 2024, 17: 3109-3119.
- [5] ROGERS E M, SINGHAL A, QUINLAN M M. Diffusion of innovations [M] // STACKS D W, SALWEN M B, eds. An Integrated Approach to Communication Theory and Research. New York: Routledge, 2014: 432-448.
- [6] YIN J, NGIAM K Y, TEO H H. Role of artificial intelligence applications in real-life clinical practice : systematic review [J] . Journal of medical internet research, 2021, 23(4): e25759.
- [7] MEHTA N, PANDIT A, SHUKLA S. Transforming healthcare with big data analytics and artificial intelligence : a systematic mapping study [J] . Journal of biomedical informatics, 2019, 100: 103311.
- [8] JIANG F, JIANG Y, ZHI H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future [J]. Stroke and vascular neurology, 2017, 2(4): 230-243.
- [9] AHMED M I, SPOONER B, ISHERWOOD J, et al. A systematic review of the barriers to the implementation of artificial intelligence in healthcare [J]. Cureus, 2023, 15(10): e46454.
- [10] GAO S, HE L, CHEN Y, et al. Public perception of artificial intelligence in medical care : content analysis of social media [J] . Journal of medical internet research, 2020, 22(7): e16649.
- [11] ALSHUTAYLI A A M, ASIRI F M, ABUTALEB Y B A, et al. Assessing public knowledge and acceptance of using artificial intelligence doctors as a partial alternative to human doctors in saudi arabia : a cross-sectional study [J]. Cureus, 2024, 16(7):

- e75355.
- [12] PINCH T J, BIJKER W E. The social construction of facts and artefacts : or how the sociology of science and the sociology of technology might benefit each other [J] . Social studies of science, 1984, 14(3): 399-441.
 - [13] JIN L, TAO Y, LIU Y, et al. SEM model analysis of diabetic patients' acceptance of artificial intelligence for diabetic retinopathy [J] . BMC medical informatics and decision making, 2025, 25(1): 175.
 - [14] KAUR P. AI acceptance among CKD patients : assess patients' willingness to use AI-powered tools for CKD management [J] . World journal of advance healthcare research, 2025, 9(1): 156-163.
 - [15] ISAAC M S, WANG R J H, NAPPER L E, et al. To err is human: bias salience can help overcome resistance to medical AI [J] . Computers in human behavior , 2024 , 161 : 108402.
 - [16] ALAMI H, LEHOUX P, AUCLAIR Y, et al. Artificial intelligence and health technology assessment : anticipating a new level of complexity [J] . Journal of medical internet research, 2020, 22(7): e17707.
 - [17] PARK G, CHUNG J, LEE S. Human vs. machine-like representation in chatbot mental health counseling: the serial mediation of psychological distance and trust on compliance intention [J] . Current psychology, 2024, 43(5): 4352-4363.
 - [18] KÜHNE S, JACOBSEN J, LEGEWIE N, et al. Attitudes toward AI usage in patient health care : evidence from a population survey vignette experiment [J] . Journal of medical internet research, 2025, 27: e70179.
 - [19] GAO S, HE L, CHEN Y, et al. Public perception of artificial intelligence in medical care : content analysis of social media [J] . Journal of medical internet research, 2020, 22(7): e16649.
 - [20] SUN J, ZENG Z, LI T, et al. Analyzing the spatiotemporal coupling relationship between public opinion and the epidemic during COVID-19 [J] . Library hi tech, 2024, 42(6): 1880-1904.
 - [21] YU H, MA M, YU X, et al. Awakening , condensation , and sedimentation : the correlation mechanism between topics and emotions in online public opinion from the psychosocial anchoring perspective [J] . Frontiers in psychology, 2025, 16: 1624689.
 - [22] ZHANG Y, LIAN J Q, LI R D, et al. Research on the evolution of netizens' comment focus in university online public opinion: KTF-BTM topic model with topic-temporal-focus framework [J] . Frontiers in physics, 2023, 11: 1251386.
 - [23] ZHU X, ZHU J, REGAN D, et al. The data-driven emergence of online opinion leaders: telecommunication fraud in Northern Myanmar [J] . Data technologies and applications, 2025, 59(4-5): 571-596.
 - [24] BORCHARDT S, TRANE M, CISTERNINO S, et al. Perceptions of the European green deal : understanding public sentiment [J] . Social media & society , 2025 , 11(3): 20563051251337404.
 - [25] ZHONG N. The dynamics of textual content on social media [D] . Atlanta: Emory University, 2019.

- [26] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent Dirichlet Allocation [J] . Journal of machine learning research, 2003, 3(Jan): 993-1022.
- [27] 李卫疆, 王真真, 余正涛. 基于 BTM 和 K-means 的微博话题检测 [J] . 计算机科学, 2017, 44(2): 257-261.
- [28] MUTSADDI A, JAMKHANDE A, THAKRE A S, et al. BERTopic for topic modeling of Hindi short texts : a comparative study [C] // WEERASINGHE R, ANURADHA I, SUMANATHILAKA D, eds. Proceedings of the First Workshop on Natural Language Processing for Indo-Aryan and Dravidian Languages . Abu Dhabi : Association for Computational Linguistics, 2025: 22-32.
- [29] 胡凯茜, 李欣, 王龙腾. 基于 BERTopic 模型的网络暴力事件衍生舆情探测 [J] . 情报杂志, 2024, 43(7): 146-153.
- [30] LI C, TIAN Q, GAO L. Public feedback analysis on multi-stage emergency management policies using BERTopic-SKEP integrated model [J] . Scientific reports, 2026, 16(1): 684.
- [31] ZHAO X, GAO C, ZHOU Y. Topic clustering and sentiment evolution fusion analysis of the Chinese online public opinion on driverless taxis : a case study of Baidu's "Apollo Go" [J] . Journal of cleaner production, 2026, 544: 147695.
- [32] USTENKO V, FAKKEL M, WITT S, et al. Measuring citizen frames and their integration in the international policy process : a hybrid BERTopic modelling approach [J] . Frontiers in political science, 2026, 7: 1715516.
- [33] SHARMA N A, ALI A B M S, KABIR M A. A review of sentiment analysis : tasks, applications, and deep learning techniques[J]. International journal of data science and analytics, 2025, 19: 351-388.
- [34] 陈娟, 谢丹, 邓胜利, 等. 面向重大突发公共卫生事件舆情的政府辟谣信息效果评价研究——基于信息覆盖与信息说服双视角的实证[J]. 图书情报工作, 2024, 68(23): 63-75.
- [35] 靳健, 吴倩, 秦淑英. 产品评论中的“情绪—原因—特征”用户需求网络构建与分析[J]. 图书情报工作, 2025, 69(17): 130-142.
- [36] 吕书鹏, 高功成. “建议专家不要建议”：公共卫生事件中的大众“信息厌倦”研究[J]. 公共管理评论, 2024, 6(1): 5-25.
- [37] 熊励, 李美琦. 多源数据驱动的在线医疗决策行为研究[J]. 智库理论与实践, 2026, 11(2): 108-119.
- [38] 冯纓, 曹颖. 基于主题建模与情感分析的在线健康社区用户使用评价研究[J]. 图书馆学研究, 2025, (8): 112-125.
- [39] GROOTENDORST M. BERTopic : neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure [EB/OL] . arXiv, 2022 [2026-06-27] . <https://arxiv.org/abs/2203.05794>.
- [40] CUI Y, CHE W, LIU T, et al. Pre-training with whole word masking for chinese bert [J]. IEEE/ACM transactions on audio, speech, and language processing, 2021, 29: 3504-3514
- [41] ALAPARTHI S, MISHRA M. Bidirectional encoder representations from transformers (BERT): a sentiment analysis odyssey [J] . Journal of marketing analytics, 2021, 9(2):

118-126.