

社会公众视角下医疗人工智能应用的伦理风险研究

黄晗琦¹ 周曼慈² 杨惠雯³ 王睿智¹ 王若佳¹

(¹ 北京中医药大学管理学院 北京 102401 ² 清华大学万科公共卫生与健康学院 北京 100084

³ 北京中医药大学中医学院循证医学中心 北京 100029)

〔摘要〕 **目的/意义** 深入探究社会公众视角下人工智能在医疗领域应用面临的伦理风险, 并提出应对策略。**方法/过程** 聚焦 4 个主流社交平台, 采集与医疗人工智能相关的用户评论文本; 基于计算扎根理论, 通过模式识别、模式完善与模式确认分析评论数据, 构建风险指标矩阵, 并提出政策建议。**结果/结论** 归纳出 4 类主要伦理风险, 分别为法律伦理风险、人文伦理风险、算法伦理风险与数据伦理风险, 揭示了公众对人工智能在医疗领域应用风险的多维担忧, 并从不同维度提出应对措施。

〔关键词〕 医疗人工智能; 伦理风险; 计算扎根理论

〔中图分类号〕 R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.12.006

Study on Ethical Risks of Medical Artificial Intelligence Applications from the Perspective of the General Public

HUANG Hanqi¹, ZHOU Manc², YANG Huiwen³, WANG Ruizhi¹, WANG Ruojia¹

¹School of Management, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 102401, China; ²Vanke School of Public Health, Tsinghua University, Beijing 100084, China; ³Evidence-Based Medicine Centre, School of Traditional Chinese Medicine, Beijing University of Chinese Medicine, Beijing 100029, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To deeply explore the ethical risks of applying artificial intelligence (AI) in the medical field from the perspective of the general public, and to propose countermeasures. **Method/Process** Focusing on four mainstream social platforms, user comment texts related to medical AI are collected. Based on the computational grounded theory, through pattern recognition, pattern improvement and pattern confirmation, comment data are analyzed, a risk index matrix is constructed, and policy suggestions are put forward. **Result/Conclusion** Four types of ethical risks are ultimately classified, namely legal ethical risk, humanistic ethical risk, algorithmic ethical risk and data ethical risk, revealing the public's multi-dimensional concerns about the application risks of AI in the medical field and proposing corresponding countermeasures from different dimensions.

〔Keywords〕 medical artificial intelligence (AI); ethical risk; computational grounded theory

1 引言

近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI)

与医疗领域的深度融合推动了智慧医疗的快速发展, 其应用场景已覆盖医学影像分析、手术机器人、临床辅助诊断等关键环节^[1-5]。2021 年国家发展和改革委员会等 21 部委共同发布《“十四五”公

〔修回日期〕 2025-11-04

〔作者简介〕 黄晗琦, 本科生; 通信作者: 王若佳, 副教授, 硕士生导师。

〔基金项目〕 国家社会科学基金青年项目 (项目编号: 25CXW042)。

共服务规划》，明确提出要积极发展智慧医疗，促进人工智能在公共服务领域推广应用。医疗人工智能的广泛应用推动了医疗体系数智化进程，但同时也引发了一系列伦理问题，如隐私权保护、算法透明与公正等^[6]。李鲲鹏等^[7]指出，医疗机构在网络安全、数据采集与使用等方面监管不足，导致患者数据面临被商业化利用的风险；张玉宏等^[8]认为由于存在垃圾数据、族群分类等算法内在缺陷，算法歧视在大数据应用中难以避免；梁璐^[9]指出，AI 医疗决策易受多重因素影响产生偏差，而此类偏差有可能沦为少数人的牟利工具，影响群体性公平。

目前，关于医疗人工智能应用伦理问题的研究^[10-15]多采用政策与法律视角，较少基于公众态度开展研究。从社会公众视角出发分析医疗人工智能应用的伦理风险，不仅有助于挖掘新的伦理议题，更有助于深入洞察公众的认知与态度，为相关政策制定和治理机制优化提供坚实的民意支撑。因此，本研究采用计算扎根理论方法，系统挖掘社会公众视角下医疗人工智能应用面临的伦理风险，并据此提出针对性风险管理建议。

2 研究设计

2.1 研究思路 (图 1)

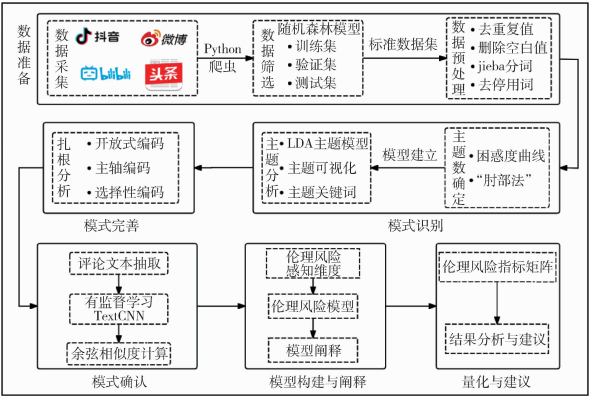


图 1 研究思路

首先，选取抖音、哔哩哔哩、新浪微博与今日头条 4 个具有代表性的国内社交平台作为数据来源，使用 Python 编程采集相关评论文本，通过数据预处理与筛选构建标准数据集。其次，基于计算扎

根理论方法，归纳公众对医疗人工智能应用的伦理风险感知维度。最后，构建伦理风险指标矩阵，提出相应治理建议。

2.2 资料来源

以“医疗 AI”“医疗人工智能”“智慧医疗”等为关键词，在抖音、哔哩哔哩、新浪微博与今日头条 4 个平台进行检索。在哔哩哔哩与抖音平台主要采集视频类内容评论，经人工筛选，根据视频的播放量与评论数，各选取 11 个代表性视频的有效评论，其中，哔哩哔哩平台 8 045 条，抖音平台 24 910 条。在新浪微博与今日头条平台主要采集热点新闻评论，经人工筛选，得到新浪微博新闻 9 条、今日头条新闻 6 条，并获取其有效评论，其中，新浪微博 1 452 条，今日头条 1 450 条。最终共采集评论 35 857 条。

为有效获取医疗人工智能伦理相关评论，采用分层抽样原则，随机选取 8 000 条评论进行人工标注，并利用标注数据训练随机森林分类模型。使用该分类模型筛选其余评论，最终获得医疗人工智能伦理议题相关有效评论 8 169 条。所有筛选结果均经人工抽样验证，以确保分析的可靠性。

2.3 研究方法

扎根理论是典型的生成性归纳方法，强调从原始数据中不断提炼核心概念与范畴^[16]，广泛应用于质性文本分析。随着互联网文本数据量的激增，传统扎根理论在效率与可操作性方面面临挑战。在此背景下，Nelson L K^[17]提出计算扎根理论研究框架，将研究人员的专业知识与计算机的模式识别、处理能力相结合，在保证理论性的同时提升分析效率，目前已在传播学领域得到初步应用^[18-19]。

3 研究过程

3.1 数据预处理

对原始评论文本进行去重与缺失值处理，采用 jieba 分词工具结合哈尔滨工业大学与百度停用词表进行分词和停用词过滤。补充“智能”“伦理”

“up 主”等较高频但对研究主题没有实质性意义的词汇作为扩展停用词，以确保分析有效性。

3.2 模式识别

采用隐含狄利克雷分布（latent Dirichlet allocation, LDA）模型识别评论主题，以提升对海量文本的挖掘广度^[20]。根据主题困惑度曲线，发现主题数量为 12 时出现明显拐点，由此确定最佳主题数目为 12，见图 2。构建 LDA 主题模型，并利用 pyLDAvis 工具生成可视化结果，见图 3。

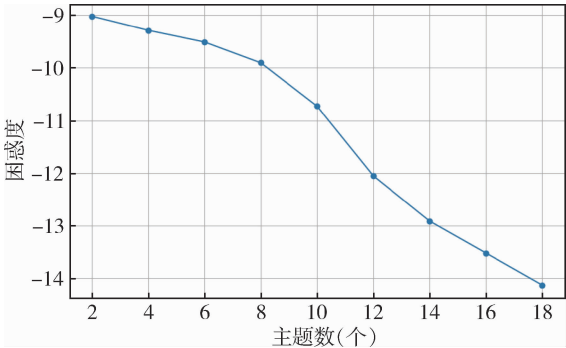


图2 主题困惑度随主题数量变化情况

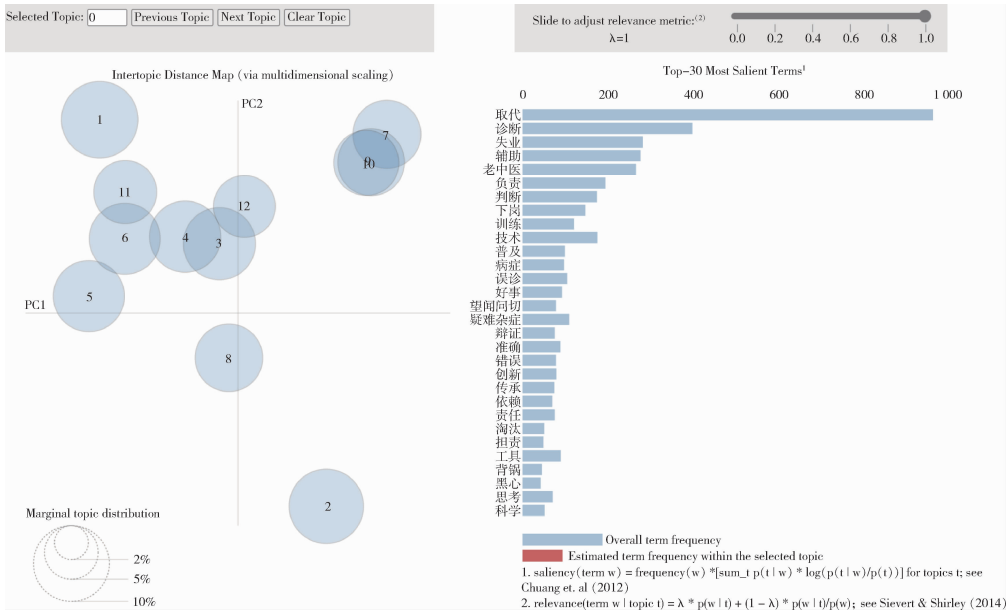


图3 LDA 主题分析可视化结果

3.3 模式完善

模式完善指对计算机识别出的代表性主题进行扎根分析^[21]。根据模式识别得到的 12 个主题下的高频关键词（每个主题下取词频排名前 5 位的关键词，共 60 个），提取其对应的评论文本共计 2 566 条用于编码分析。由于部分关键词对应的评论文本存在多重初始概念，对模式识别中得到的主题类别进行调整。开放式编码环节，对每条评论进行逐字分析，提炼医生评估、误诊责任承担、非法行医等 42 个初始概念。进一步归纳其内在特征与关联关系，形成 17 个基本范畴，见表 1。

表 1 开放式编码示例

| 序号 | 基本范畴 | 初始概念 | 代表性文本 |
|----|----------|----------|-----------------------|
| 1 | 医生责任与 AI | 医生评估 | AI 做判断，医生做决定 决策的配合 |
| 2 | 责任界定与分配 | 误诊责任承担 | 如果出现误诊是谁的问题 |
| 3 | 资质认定 | 非法行医 | AI 有医师资格证吗？算不算非法行医 |
| 4 | 医生主导性 | 中医的不可替代性 | 中医中药讲究一人一方，机器永远代替不了经验 |
| 5 | 决策权自主性 | 自主决策 | AI 是辅助，诊断还是需要人工审核 |
| 6 | 技术辅助 | 依赖辅助 | 过分依赖智能辅助，会导致医生水平下降 |

续表 1

| 序号 | 基本范畴 | 初始概念 | 代表性文本 |
|----|---------|-------------|--|
| 7 | 有利原则 | 造福社会 | 如果 AI 诊疗辅助产品能应用于基层，并打通上报预警通道，真是造福社会 |
| 8 | 信任危机 | 不相信 AI | 完全是胡说八道，我不信 |
| 9 | 情感关怀 | 心理安慰 | 那个机器只是诊断罢了，医生要和患者聊天，缓解患者情绪等，这也有助于疾病治疗 |
| 10 | 经济负担 | 医疗开销增加 | 以后看病又要多交一份钱（人工智能诊断费） |
| 11 | 可解释性 | 理解模型工作 | 这里有一个深度学习的“黑盒子”概念，人类无法理解训练出来的模型是如何工作的 |
| 12 | 算法功能局限性 | 中医 AI 诊疗的局限 | 中医千医千方，千人千方，从来都是辩证后下方。AI 只能根据医案里现有的病去匹配，然后给方，小病常见病可以，大病杂病不可取 |
| 13 | 专业可靠性 | 数据异常 | 你当机器人是神仙？人为造的东西而已。为何当地很多人还是看不好，因为它会系统错误，数据异常 |
| 14 | 技术安全性 | 系统故障 | 一旦停电了怎么办？机器出故障了怎么办？系统被攻击了怎么办 |
| 15 | 机器诊断准确性 | AI 误诊 | 被误诊的人，会不会因为用错药而死亡 |
| 16 | 知识进步 | AI 进步 | 如果喂给模型的病例数据足够多，它会自己迭代升级，给出的诊断会更准确 |
| 17 | 数据泄漏 | 数据泄漏风险 | 技术是挺好，但我的健康数据泄漏了可咋整 |

主轴编码围绕 17 个基本范畴展开，根据其语义内涵及逻辑联系进行聚类，最终归纳出法律伦理风险、人文伦理风险、算法伦理风险以及数据伦理风险 4 个主范畴，见表 2。选择性编码通过系统梳理各主范畴之间的层级结构与核心逻辑，构建医疗人工智能伦理风险的层次模型，见图 4。

表 2 主轴编码示例

| 主范畴 | 基本范畴 | 初始概念 |
|-----------------|----------------|------------------|
| 法律伦理风险 (28%) | 医生责任与 AI 决策的配合 | 医生评估、医生检查、医生决定 |
| | 责任界定与分配 | 误诊责任承担、AI 能否承担责任 |
| | 资质认定 | 非法行医、行医资格证 |

续表 2

| 主范畴 | 基本范畴 | 初始概念 |
|-----------------|---------|----------------------------------|
| 人文伦理风险 (41%) | 医生主导性 | 医生被取代、医生裁员、辨证治疗、中医的不可替代性 |
| | 决策权自主性 | 人工决策、自主决策 |
| | 技术辅助 | 依赖辅助、医生水平下降 |
| | 有利原则 | 造福社会、就诊效率提高、方便患者 |
| | 信任危机 | 不相信 AI、拒绝 AI |
| | 情感关怀 | 情绪价值、心理安慰、鼓励支持 |
| 算法伦理风险 (12%) | 经济负担 | 医疗开销增加 |
| | 可解释性 | 理解模型工作、“黑箱”算法、运行透明 |
| | 算法功能局限性 | AI 无法辨证论治、AI 无法治疗复杂病、中医 AI 诊疗的局限 |
| 数据伦理风险 (19%) | 专业可靠性 | 数据异常、信息质量、数据来源 |
| | 技术安全性 | 系统故障、系统错误 |
| | 机器诊断准确性 | AI 误诊、AI 开药错误 |
| | 知识进步 | AI 持续训练、大量数据训练、AI 进步 |
| | 数据泄漏 | 数据泄漏风险、信息泄漏 |

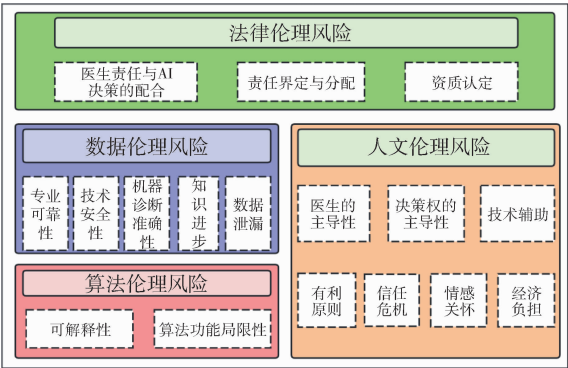


图 4 医疗人工智能伦理风险层次模型

3.4 模式确认

为检测上述步骤得到的结果是否适用于所有数据，选择 TextCNN 分类模型进行模式确认。随机抽取 10% 的评论文本进行人工编码，作为 TextCNN 分类模型的原始数据集，输出关键词。将 LDA 模型输出的关键词集合与 TextCNN 模型输出的关键词集合进行相似度计算，得到两集合间相似度为 0.7，具有较高相似度，说明基于计算扎根理论方法提炼的

主范畴可有效代表原始文本主题。

4 伦理风险的情感倾向与矩阵定位

4.1 4 类风险范畴情感分析

为进一步探究公众对医疗人工智能伦理风险的态度倾向，对 4 个主范畴下的评论文本进行情感分析。采用百度 AI 开放平台中基于深度学习算法的情感倾向分析接口，对每条评论进行情感极性判别，输出结果包括：0（负面）、1（中性）、2（正面）。通过各维度评论情感标签分布统计，得到不同伦理风险维度的情感倾向特征，见表 3。

表 3 各伦理风险维度情感倾向（%）

| 维度 | 正面情感 评论占比 | 中性情感 评论占比 | 负面情感 评论占比 |
|------|--------------|--------------|--------------|
| 法律伦理 | 1.65 | 21.49 | 76.86 |
| 人文伦理 | 17.76 | 22.43 | 59.81 |
| 算法伦理 | 15.00 | 10.00 | 75.00 |
| 数据伦理 | 21.05 | 7.89 | 71.05 |

4.2 风险指标矩阵构建与分析

构建多维伦理风险指标矩阵有助于系统衡量公众对各类伦理风险的关注程度与负面感知水平，为政策制定与治理实践提供更具操作性的依据。将不同主范畴下的评论占比作为公众关注度，以负面情感评论占比作为负面感知强度，建立二维平面坐标系，可视化呈现风险等级，见图 5。

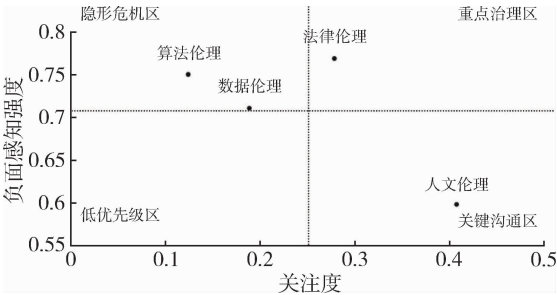


图 5 公众视角下医疗人工智能伦理风险量化指标分析

4.3 法律伦理风险

法律伦理风险在评论中出现频次较高且负面情

绪集中，属于重点治理范畴。该维度涵盖医生责任与 AI 决策的配合、责任界定与分配以及资质认定 3 方面。医生责任与 AI 决策配合是指在人工智能参与诊疗决策的过程中，医生要对其提供的诊疗建议进行专业审核，并妥善处理可能产生的医疗纠纷。责任界定与分配聚焦发生医疗损害时，在医疗机构、技术开发者、设备供应商等多方主体间合理划分法律责任。资质认定探讨 AI 在医疗诊断中是否应该获得行医资格证。有研究^[22]指出，如果医疗 AI 作为独立主体参与诊断或治疗，为保障医疗安全与质量，应如同人类医生一般获得相应执业资质。

4.4 算法伦理风险

尽管算法伦理相关评论数量较少，但负面情感评论占比较高，属于隐形危机范畴。其核心包括可解释性不足与算法功能局限性两个方面。可解释性问题源于医疗 AI 模型的“黑箱”特性，公众普遍难以理解其决策逻辑，影响其对诊断结果的信任度。算法功能局限性体现为 AI 在复杂诊疗场景中的适应能力不足，尤其在中医等领域更为突出。说明公众对于 AI 在中医诊疗中的应用仍持怀疑态度。

4.5 数据伦理风险

数据伦理也属于隐形危机范畴，公众关注度不高，但负面情绪较显著，潜在风险不容忽视。该维度包括 AI 的专业可靠性、技术安全性、机器诊断准确性、知识进步与数据泄露 5 个方面。专业可靠性方面，公众主要对医疗 AI 训练数据的来源与质量表示担忧。技术安全性涉及公众对 AI 系统在临床应用中发生故障风险的担忧。机器诊断准确性反映公众对 AI 误诊的忧虑。知识进步强调公众期待医疗 AI 能够通过持续学习与病例积累提升诊断精度。数据泄露问题则反映公众对个人健康信息泄露的高度敏感与不安。

4.6 人文伦理风险

人文伦理是公众关注度较高的议题，但其引发的负面情绪相对有限。这种“高关注、低反感”的现象表明，公众对此议题抱有探讨而非单纯排斥的态度。该维度涵盖医生主导性、决策自主性、技术辅

助、有利原则、信任危机、情感关怀与经济负担 7 个方面。医生主导性与决策自主性要求确保 AI 在疾病诊断中仅作为辅助工具，关键决策仍出自人类医生。技术辅助强调医生应保持理性认知和专业判断，避免过度依赖 AI 导致临床能力退化。有利原则强调技术创新应以提高医疗可及性、优化诊疗效率和改善患者体验为根本目标，切实服务于人类健康福祉。信任危机主要表现为患者对 AI 诊断的可靠性存疑，形成一定信任障碍。此外，公众普遍认为 AI 无法提供情感支持，突显了医生在患者关怀中的不可替代性。经济负担则说明技术应用应充分考虑社会经济因素，部分评论反映公众对医疗成本上升的担忧。

5 讨论与建议

5.1 公众视角的独特发现

5.1.1 新增伦理风险识别 基于计算扎根理论，本研究识别出 4 类伦理风险，不仅涵盖学界已关注的常见问题，更揭示了来自公众视角的新兴风险。例如，公众担忧 AI 应用会导致诊疗费用上涨、AI 难以理解中医“辨证论治”的独特性，以及医生过度依赖 AI 技术导致自身临床能力退化等问题。这些担忧根植于公众的切身生活体验，为法律与政策层面的伦理研究提供了重要参考。

5.1.2 伦理风险量化指标构建 为突破传统伦理研究中定性讨论的局限，本研究结合公众提及频次与情感倾向，构建具有明确行动指向的伦理风险指标矩阵。该矩阵将各类风险定位到以下 4 个区域：重点治理区、隐形危机区、低优先级区与关键沟通区。该矩阵为治理优先级设定提供了来自公众视角的数据支撑，推动了决策模式从理论思辨向证据驱动的演进。

5.2 策略建议

5.2.1 实现法律与技术动态平衡，构建医疗 AI 合规治理体系 鉴于医疗人工智能可能因算法缺陷或数据偏差对患者身心健康造成损害^[23]，建议构建伦理治理责任制。首先，由卫生健康主管部门牵头，联合科技、工业和信息化等相关部门设立数字医疗伦理审查委员会，明确算法备案、临床准入与风险分级等要求^[24]。其次，建立涵盖算法团队首席

伦理官、跨学科伦理审查委员会及伦理审查与备案监管平台的三级审查体系。最后，强化医疗卫生机构作为伦理违规内部调查的第一责任主体地位，强化医疗卫生机构，特别是三级医院伦理委员会在医疗 AI 临床应用伦理审查与治理中的核心作用^[25]，以加强基层伦理审查与治理。

5.2.2 聚焦人类自主与情感关怀，共建人机协作信任桥梁 医疗 AI 应用对算法的过度依赖正日益削弱医生的临床主体地位，进而引发“医生无用论”等认知偏差^[26]。然而，医学的本质并不仅限于自然科学，其同时融合了技术理性与人文关怀^[27]。为此，建议确立以医生为主体、人工智能为辅助、医患直接沟通为核心的诊疗范式。医生应持续深化专业素养，掌握 AI 技术的基本原理与应用边界，以稳固其在诊疗决策中的主导作用；同时，合理审慎使用 AI 工具，警惕对其产生技术依赖；最后，通过积极倾听与有效沟通强化医患信任，推动技术应用与人文精神的深度融合。

5.2.3 平衡算法设计与临床实践，增强 AI 算法的可解释性 《新一代人工智能伦理规范》强调应提升 AI 的透明性、可解释性和可理解性。当前基于深度神经网络的人工智能模型因其高度非线性的结构特点，难以向用户清晰解释其决策机制^[28]。因此，在医疗场景的应用中，建议采用“可解释性优先”的设计理念，推动可解释性强的算法（如决策树、因果模型）与高性能深度学习模型融合，并辅以可视化工具与交互式界面，增强诊断过程的可理解性与可信度^[29]。此外，应系统性加强对各利益相关方的科普教育，如面向患者开发“AI 诊疗知情同意交互系统”，直观呈现算法原理与潜在风险；面向医生开展专项培训，提升其对 AI 决策过程的理解与批判性评估能力，共同推动可解释 AI 在临床中的落地与应用。

5.2.4 强化数据安全与隐私保护，坚守医疗 AI 应用的伦理底线 人工智能在收集和使用数据时，不可避免地会涉及患者隐私信息，这些数据一旦泄漏或被滥用可能造成严重后果。因此，必须严格遵守隐私保护相关法律法规，采用加密存储、匿名化处理等技术手段，确保患者数据的安全性与隐私性；在数据收集阶段，应确保数据来源的规范性，并进行严格的清洗、标注和标准化预处理，以提升数据可用性。医疗

机构和研发企业应明确数据使用的伦理边界，坚守伦理底线，推动医疗人工智能技术的可持续发展。

6 结语

本研究基于多平台在线评论数据，采用扎根理论方法，系统挖掘公众对医疗人工智能应用的伦理风险认知。识别出法律伦理、人文伦理、算法伦理与数据伦理 4 类核心风险，并构建了融合公众关注度与情感倾向的风险指标矩阵，为医疗人工智能的精准化风险管控与差异化治理提供实证依据。然而，受限于网络评论数据的匿名性，本研究未能获取用户的社会人口学信息，因而难以开展群体间差异性分析。未来研究可结合问卷调查、半结构化访谈等质性方法，深入探究不同人群的风险感知差异，形成更具针对性的政策建议。

作者贡献：黄晗琦负责数据收集与分析、论文撰写；周曼慈、杨惠雯负责政策与文献调研；王睿智负责论文修订；王若佳负责研究设计、提供指导、论文修订。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 陈苑斌. 人工智能技术在医学领域应用的伦理问题研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2019.
- 2 李清梦, 聂生东. 神经网络技术及其在医学图像处理中的应用 [J]. 中国医学影像技术, 2011, 27 (6): 1291-1294.
- 3 杨培伟, 周余红, 邢岗, 等. 卷积神经网络在生物医学图像上的应用进展 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (7): 44-58.
- 4 付宜利, 潘博. 微创外科手术机器人技术研究进展 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2019, 51 (1): 1-15.
- 5 李明, 李慧, 喻洪流. 下肢外骨骼康复机器人的分类及其应用现状 [J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41 (4): 833-839.
- 6 叶卓俊, 沈艳丽, 江晓, 等. 医学人工智能领域伦理治理重点研究 [J]. 中国医学伦理学, 2024, 37 (1): 39-44.
- 7 李鲲鹏, 杨海秀. 医疗人工智能临床应用的伦理审视 [J]. 医学与哲学, 2023, 44 (7): 27-31.
- 8 张玉宏, 秦志光, 肖乐. 大数据算法的歧视本质 [J]. 自然辩证法研究, 2017, 33 (5): 81-86.
- 9 梁璐. 交互与共享: 人工智能医疗决策的伦理向度 [J]. 医学与哲学, 2023, 44 (10): 19-24.
- 10 包桉冰, 徐佩. 医疗人工智能的伦理风险及应对策略

- [J]. 医学与哲学 (A), 2018, 39 (6): 37-40.
- 11 谭璐, 刘小红. “人-机”医疗模式下的伦理学问题及应对策略 [J]. 中国医学伦理学, 2019, 32 (9): 1127-1131.
- 12 张艾一, 余中光. 基于国内外政策分析的医疗人工智能伦理风险治理研究 [J]. 中国医学伦理学, 2024, 37 (9): 1061-1067.
- 13 石佳友, 徐靖仪. 医疗人工智能应用的法律挑战及其治理 [J]. 西北大学学报 (哲学社会科学版), 2024, 54 (2): 91-103.
- 14 李恒, 徐着雨. 医疗人工智能算法歧视的生成逻辑与法律规制路径研究 [J]. 中国数字医学, 2024, 19 (12): 11-19.
- 15 王燕萍, 金钢, 王蓓蕾. 医疗人工智能的法律问题分析与思考 [J]. 卫生软科学, 2024, 38 (2): 51-55.
- 16 吴毅, 吴刚, 马颂歌. 扎根理论的起源、流派与应用方法述评——基于工作场所学习的案例分析 [J]. 远程教育杂志, 2016, 35 (3): 32-41.
- 17 NELSON L K. Computational grounded theory: a methodological framework [J]. Sociological methods & research, 2020, 49 (1): 3-42.
- 18 洪杰文, 王怡. 移动新媒体用户算法疲劳影响因素研究 [J]. 现代传播 (中国传媒大学学报), 2023, 45 (1): 133-142.
- 19 金鑫, 王锡苓. 跨越逻辑、方法与范式: 计算扎根理论作为创新性研究方法的特征、意义与应用 [J]. 新闻界, 2023 (6): 83-96.
- 20 CARSEN H B, RALUND S. Computational grounded theory revisited: from computer-led to computer-assisted text analysis [J]. Big data & society, 2022, 9 (1): 1-16.
- 21 CHEN Z, SHI X, ZHANG W, et al. Understanding the complexity of teacher emotions from online forums: a computational text analysis approach [J]. Frontiers in psychology, 2020, 11 (6): 921.
- 22 刘建利. 医疗人工智能临床应用的法律挑战及应对 [J]. 东方法学, 2019 (5): 133-139.
- 23 张荣, 徐飞. 智能医学算法决策的伦理困境及风险规制 [J]. 医学与哲学, 2022, 43 (8): 10-15.
- 24 李菊萍. ChatGPT 驱动的医疗智能决策: 伦理、法律与规制 [J]. 中国医学伦理学, 2025, 38 (2): 139-149.
- 25 王思洁, 杨梦婕, 乔雯俐, 等. 研究型医院面临的科技伦理治理的挑战与对策 [J]. 中国医学伦理学, 2023, 36 (8): 829-833.
- 26 刘伶俐, 王端, 王力钢. 医疗人工智能应用中的伦理问题及应对 [J]. 医学与哲学, 2020, 41 (14): 28-32.
- 27 李佳明, 张曦, 杨丽, 等. 人工智能辅助诊断应用中的伦理探讨与哲学思辨 [J]. 中国医学伦理学, 2024, 37 (9): 1037-1045.
- 28 张荣, 李伟平, 莫同. 深度学习研究综述 [J]. 信息与控制, 2018, 47 (4): 385-397, 410.
- 29 温涛, 高冉, 孙佳乐, 等. 人工智能在医疗诊治应用中的医学伦理研究状况与展望 [J]. 中国医学伦理学, 2024, 37 (9): 1068-1072.