

# 基于医患双视角的互联网医院沟通满意度预测模型研究

孙东旭<sup>1</sup> 孙东瑾<sup>2</sup> 翟运开<sup>1</sup> 石金铭<sup>1</sup>

(<sup>1</sup>郑州大学第一附属医院 郑州 450052 <sup>2</sup>郑州铁路职业技术学院 郑州 451400)

**〔摘要〕** **目的/意义** 基于医患双视角构建满意度预测模型,为互联网医院医患关系精细化管理提供参考。**方法/过程** 动态捕捉患者情绪、沟通行为、敏感词使用以及医生回复模式等特征,结合情感计算和历史交互数据,实现沟通满意度预测与潜在风险动态评估。**结果/结论** 该模型能够有效识别潜在的高风险沟通场景,为互联网医院患者不满的预先识别和主动干预提供了可实施的技术方案。

**〔关键词〕** 互联网医院;医患沟通满意度;预测模型;情感计算

**〔中图分类号〕** R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2026.04.006

## Study on the Prediction Model of Communication Satisfaction in Internet Hospitals Based on the Dual Perspectives of Doctors and Patients

SUN Dongxu<sup>1</sup>, SUN Dongjin<sup>2</sup>, ZHAI Yunkai<sup>1</sup>, SHI Jinming<sup>1</sup>

<sup>1</sup>The First Affiliated Hospital of Zhengzhou University, Zhengzhou 450052, China; <sup>2</sup>Zhengzhou Railway Vocational and Technical College, Zhengzhou 451400, China

**〔Abstract〕** **Purpose/Significance** To construct a satisfaction prediction model based on the dual perspectives of doctors and patients, and to provide references for the refined management of doctor-patient relationships in internet hospitals. **Method/Process** The patients' emotions, communication behaviors, the use of sensitive words, and doctors' response patterns and other features are dynamically captured. Combined with affective computing and historical interaction data, communication satisfaction prediction and dynamic assessment of potential risks are achieved. **Result/Conclusion** The proposed model can effectively identify potential high-risk communication scenarios, providing an implementable technical solution for the pre-identification and proactive intervention of dissatisfaction among patients in internet hospitals.

**〔Keywords〕** internet hospital; doctor-patient communication satisfaction; prediction model; affective computing

## 1 引言

随着“互联网+医疗健康”政策的深入推进,我国

互联网医疗已进入深化转型期<sup>[1]</sup>。据统计,截至2025年12月,我国互联网医疗用户规模达4.11亿人,占网民整体的36.5%<sup>[2]</sup>。通过互联网医院,患者足不出户即可完成在线咨询与复诊,有效提高了医

**〔修回日期〕** 2026-03-20

**〔作者简介〕** 孙东旭,高级经济师,发表论文13篇;通信作者:石金铭,高级工程师。

**〔基金项目〕** 河南省医学科技攻关计划联合共建项目(项目编号:LHGJ20230171);河南省医学科技攻关计划软科学重点项目(项目编号:RKX202501013)。

疗服务效率<sup>[3-4]</sup>。然而,由于线上交流缺乏面对面沟通中的表情、语气等非语言线索,易产生理解偏差,影响患者满意度,还可能引发沟通风险<sup>[5]</sup>。如患者因医生回复不及时而认为等待过长、担心贻误病情,或者对咨询结果、医生态度不满意,进而通过院内投诉平台或 12345 政务热线提出投诉。

患者满意度是衡量医疗服务质量与医患互动效果的重要指标<sup>[6]</sup>。在互联网医疗情境下,基于在线交流数据及时识别患者满意度变化趋势,并对医患沟通过程进行持续监测与动态评估,成为提升互联网医院服务质量与优化医患互动体验的重要议题<sup>[7]</sup>。美国威斯康星大学提出基于 GAN-BioBERT 的医学文本情绪识别模型<sup>[8]</sup>,通过分析电子病历中的文本信息实现术后患者满意度预测,准确率达 91.3%,但其方法主要关注患者单向情绪,未涉及医患互动的动态建模,也不适用于在线对话场景。梅奥诊所和麻省理工学院的研究者<sup>[9]</sup>通过分析患者声音变化推断病情风险。美国退伍军人事务部<sup>[10]</sup>通过智能手机语音分析等技术提前识别精神危机。上述研究多关注诊后满意度调查等静态场景,尚未形成可嵌入诊疗流程的实时风险预警系统<sup>[11]</sup>。在情感识别领域,有学者<sup>[12-13]</sup>通过融合语音及生理信号等多模态数据提升识别精度,为分析医患沟通中的情感波动及潜在冲突风险提供了技术参考。王善敏等<sup>[14]</sup>利用面部表情识别和语音情绪分析评估患者心理状态,探索患者非言语行为与满意度、纠纷倾向的关联。张瑶等<sup>[15]</sup>通过自然语言处理技术分析在线问诊聊天记录,构建患者情绪词典,并量化满意度与投诉风险。武芳等<sup>[16]</sup>基于电子病历系统构建医疗风险预警模型,通过监测数据实现医疗风险的主动控制。还有研究<sup>[17-18]</sup>利用多模态情感分析模型 ABAFN,结合预训练语言模型 BERT,分析患者评论的情感导向,为风险预警和防控提供了新思路。既有研究多以单一数据模态或患者单侧视角为主,在动态交互建模与实时风险识别方面仍存在一定不足,难以捕捉医患实时沟通中的情绪波动与风险累积,缺乏面向互联网医院真实问诊场景的主动风险识别<sup>[19-20]</sup>。本研究针对在线问诊过程中医患交互连续性强、情

绪动态演化明显的特点,从医患双视角出发,构建融合多模态特征、支持实时监测的医患沟通满意度预测与评估系统。

## 2 满意度预测模型构建

### 2.1 模型构建框架

利用自然语言处理、情感计算和多模态融合技术<sup>[21-23]</sup>,构建互联网医院沟通满意度预测模型。通过动态分析医患沟通行为、情绪状态、既往历史数据等,分别构建患者端和医生端满意度预测子模型,动态捕捉患者情绪、沟通行为、敏感词使用以及医生的回复模式、沟通策略等关键特征。通过对两部分数据流的实时分析,结合情感计算和历史交互数据,实现沟通满意度与潜在风险的动态评估。该模型主要包括 4 个关键部分,分别为基础特征分值计算、医生端和患者端动态特征分析、融合预测和预警触发,见图 1。

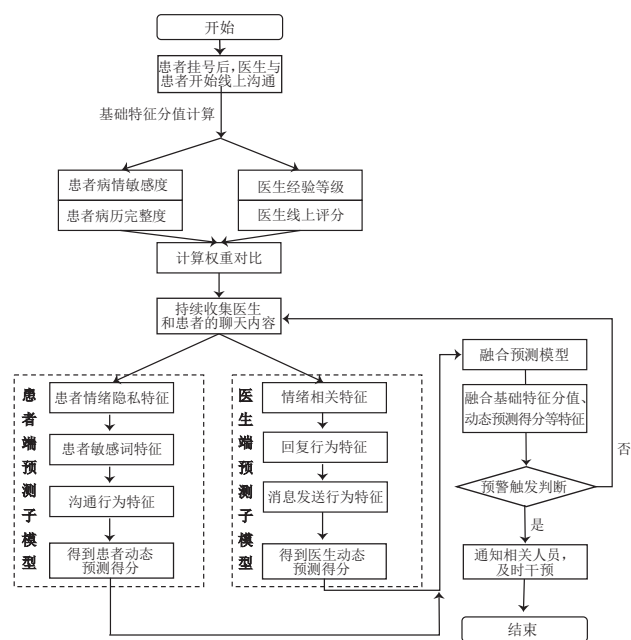


图 1 满意度预测模型构建原理及流程

### 2.2 基础特征计算

在互联网诊疗活动开始时,采集患者端特征

(病情敏感度、病历完整度)和医生端特征(经验等级、线上评分),基于专家评估与数据驱动相结合的混合加权策略确定特征权重,计算基础特征分值  $S_{base}$ 。

**2.2.1 患者病情敏感度** 患者病情敏感度  $C_{severity}$  取决于病情的严重性和类型。按照患者线上填写的病历资料,综合考虑病种类型、患病时长、症状描述长度进行计算。(1)病种类型。不同疾病类型对患者情绪影响程度不同,综合疾病的急慢性特征、严重程度与历史投诉频率设置基础评分。例如,急性病因病情迅速发展,易引发焦虑,赋予较高分值;慢性病病情相对稳定,对单次沟通的敏感度较低,基础分值设定较低。(2)患病时长。患病时间越长,患者对治疗效果的关注与沟通质量的期待通常更高,因此设置加成分值用于反映其敏感度。为避免慢性病患者因病程较长而被系统高估风险水平,将患病时长与病种类型特征联动处理,并结合权重参数调优机制,以保证在不同疾病场景下的评估结果均具有合理性和区分度。(3)症状描述长度。症状描述的详细程度通常反映患者对自身病情的关注程度和对医疗结果的期待,详细描述可能表示患者对治疗有更高的关注和期望。

**2.2.2 患者病历完整度** 患者病历资料的完整度会直接影响医生对病情的理解和诊断的准确性。以郑州大学第一附属医院互联网医院为例,患者线上问诊需填写的内容包含患病时长、症状描述、相关检验检查结果、病历、患处照片、先服药品等,同时患者健康档案中还包含婚姻状况、从事职业、生育状态、疾病史、手术外伤史、传染病史等信息,共 15 项。据此,患者病历完整度  $C_{completeness}$  的计算方式如下。

$$C_{completeness} = \frac{\text{患者线上填写项目数}}{\text{总项数}} \quad (1)$$

**2.2.3 医生经验等级** 医生的专业级别和经验是影响沟通质量与患者满意度的重要因素,经验越丰富越能有效管理患者期望、准确诊断病情,并通过沟通减少误解,有助于患者满意度的提高。

**2.2.4 医生线上评分** 该评分为完成线上诊疗的患者对医生的评价分数,评分较低表明该医生服务

或沟通不尽如人意,相反高分通常表示患者对医生的服务比较满意,潜在沟通风险较低。考虑到不同医院的医生线上评分方式不同,进行归一化处理,以保持与其他基础特征的尺度一致性。设  $x_{min}$  和  $x_{max}$  分别为医生线上评分的最小值和最大值,依据历史评分分布并结合实际评分体系确定归一化上限  $D_{score-max}$  和下限  $D_{score-min}$ 。对于原始医生评分  $x$ ,其归一化结果为:

$$D_{score} = D_{score-min} + \frac{(x - x_{min})(D_{score-max} - D_{score-min})}{x_{max} - x_{min}} \quad (2)$$

**2.2.5 基础特征分值计算** 在权重设定方面,参考基于文本情感与行为特征的医疗服务质量评估方法<sup>[24]</sup>,采用专家评估与数据驱动相结合的混合加权策略:先基于领域专家经验对各特征重要性评分,得到初始权重,再结合历史问诊数据,通过模型训练对权重自适应优化,得到最终权重。在此基础上,采用加权求和方式计算基础特征分值  $S_{base}$ 。

### 2.3 动态特征分析

**2.3.1 动态特征数据采集** 患者端采集以下 8 类动态特征数据。一是情感强度  $S_{emotion}$ ,采用 BERT 模型对聊天记录文本进行情感分类。以患者端聊天记录作为输入,输出为反映患者情感强度的三维向量  $[P_{pos}, P_{neu}, P_{neg}]$ ,分别代表正面、中性、负面情绪的概率。二是患者情绪波动  $\Delta Emotion$ ,即收到新聊天记录后,患者情绪波动的强度。三是患者负面情绪比例  $R_{neg}$ ,计算当前所有发送的消息内容中,负面情绪消息的比例。四是敏感词出现次数  $S_{sensitive}$ ,通过收集历史数据,构建敏感词库,如“误诊”“不负责任”“赔偿”“投诉”等,统计患者发送的每条内容中出现敏感词的数量。五是敏感词密度  $D_{sensitive}$ ,指敏感词数量占总消息字数的比例。六是消息发送频率  $\lambda_{msg}$ ,指单位时间内发送消息的数量。七是消息发送节奏  $\sigma_{interval}$ ,指消息发送时间间隔的标准差,可衡量患者或医生在对话过程中消息发送时间间隔的规律性。数值越大,消息发送越不均匀,可能意味着情绪波动较大或沟通异常。如果  $\sigma_{interval}$  接近 0(较低),表示消息发送间隔较稳定,沟通节奏均匀。八是高密度消

息发送  $D_{high}$ , 指患者在极短时间内连续发送多条消息的情况。患者在沟通过程中的行为模式, 是衡量患者情绪状态和满意度情况的重要指标。

$$\lambda_{msg} = \frac{N_{messages}}{T_{window}} \quad (3)$$

$$\Delta Emotion = |S_{emotion}(t) - S_{emotion}(t-1)| \quad (4)$$

$$\sigma_{interval} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N ((t_i - t_{i-1}) - \bar{T})^2} \quad (5)$$

$$\bar{T} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=2}^N (t_i - t_{i-1}) \quad (6)$$

其中  $T_{window}$  表示时间窗口, 例如 1h 或 3h 等。  $t_i - t_{i-1}$  表示相邻两条消息的时间间隔。  $\bar{T}$  为消息间隔的平均值。

医生端采集以下 8 类动态特征数据。一是医生情感强度  $S_{doctor\_emotion}$ , 计算医生所发送聊天内容中正面、中性、负面 3 种情绪的概率。二是医生情绪波动  $S_{doctor\_fluctuation}$ , 指收到新聊天记录后, 医生情绪波动的强度, 计算方式与患者端相同。三是医生负面情绪比例  $R_{doctor\_neg}$ , 计算当前所有发送的消息内容中, 负面情绪消息的比例。四是医生回复速度  $T_{response}$ , 衡量医生对患者的回复时效性, 计算医生从收到患者消息到回复的平均时间。五是医生超时回复比例  $R_{timeout}$ , 衡量医生回复时间超出阈值(医院可根据经验预设, 如 10min) 的次数占比。六是信息完整度  $L_{reply}$ , 计算医生的平均回复字数, 用于判断医生回复的详细程度。七是短回复比例  $R_{short}$ , 计算医生回复字数低于阈值(医院可根据经验预设, 如 20 字) 的消息占比, 衡量医生是否存在较高频率的简短回复。八是医生消息发送行为特征, 可反映其沟通策略和工作状态。具体包括: 医生发送频率  $F_{doc}$ , 计算医生在单位时间  $T$  内发送的消息数量, 衡量医生的沟通活跃度; 医生消息发送节奏  $V_{doc}$ , 计算医生消息发送时间间隔的标准差, 衡量医生的消息发送是否有规律。

$$T_{response} = t_{reply} - t_{query} \quad (7)$$

$$L_{reply} = \frac{\sum_{i=1}^N len(M_i)}{N_{total}} \quad (8)$$

$$R_{short} = \frac{N_{short}}{N_{total}} \quad (9)$$

$$F_{doc} = \frac{N_{msg}}{T} \quad (10)$$

$$V_{doc} = std(\{t_i - t_{i-1}\}) \quad (11)$$

其中  $t_{reply}$  为医生回复消息的时间戳,  $t_{query}$  为患者发送消息的时间戳。  $M_i$  为医生的第  $i$  条回复内容,  $len(M_i)$  为该回复的字数,  $N_{total}$  为医生的总回复次数。  $N_{short}$  为字数低于阈值的回复数量。  $N_{msg}$  为单位时间  $T$  内医生发送的消息总数。  $t_i$  为医生发送第  $i$  条消息的时间戳,  $std$  表示标准差运算。

### 2.3.2 医患双视角满意度预测子模型构建 (1)

患者端满意度预测子模型。患者端评估的关键在于分析患者的情绪变化、沟通模式及风险倾向, 并结合历史投诉数据构建精准的满意度预测体系。采用 BERT+BiLSTM 提取语义特征并捕捉情绪变化趋势。其中 BERT 负责语义特征提取, BiLSTM 负责时序信息捕捉。基于对前文患者端 8 类动态监测特征数据的分析, 输出患者动态预测得分  $S_{dynamic-patient}$ , 值越高, 表示患者在当前对话中的满意度越低。(2) 医生端满意度预测子模型。医生端评估的关键在于分析医生的沟通风格、情绪变化及回复质量。采用 GNN+Transformer 结构建模, 评估医生端的风险等级。基于对前文医生端 8 类动态监测特征数据的分析, 输出医生动态预测得分  $S_{dynamic-doctor}$ , 值越高, 表示医生在当前对话中患者满意度层面的表现越差。

## 2.4 满意度融合预测

在患者端和医生端子模型预测的基础上, 采用随机森林算法进行融合预测<sup>[25]</sup>。该算法的核心优势在于通过集成多棵随机构建的决策树, 在保持高准确率的同时显著提升模型的泛化能力和鲁棒性, 尤其在结构化数据上表现优异。在融合预测中, 以患者动态风险评分、医生动态风险评分、患者历史投诉次数、医生历史被投诉次数、基础特征分值为输入, 预测患者最终满意度, 当模型输出超过设定阈值时, 触发提醒机制, 以便采取干预措施, 减少潜在的医患矛盾。

## 3 实证研究

收集 50 例互联网医院医患沟通样本, 根据问诊

结束后患者对医生的满意度评分(1~5分),将4~5分的样本标记为“低风险”(0),将1~3分的样本标记为“高风险”(1)。数据集中两类样本各25例(占比50%),数据分布均衡。采用随机森林分类器,结合5折分层交叉验证进行模型训练与评估。为防止过拟合,对模型进行超参数调优。基于5折交叉验证的聚合预测结果,模型的整体混淆矩阵,见表1。由此计算准确率、精确率、召回率、F1分数,分别为74.0%、67.65%、92.0%、77.97%。表明采用随机森林的融合模型在50例小样本数据上达到92.0%的召回率。即在所有25例高风险样本中,成功识别出23例,便于管理人员及时介入潜在高风险事件。与此同时,模型的精确率为67.65%,意味着在所有被模型预测为“高风险”的事件中,有11例实际上为“低风险”。模型在提升召回率的同时带来了一定程度的“误报”,有待后续通过特征与模型调优进一步优化。

表1 融合模型混淆矩阵(例)

风险等级	预测:低风险	预测:高风险
真实:低风险	14	11
真实:高风险	2	23

#### 4 结语

本研究提出基于医患双视角的互联网医院沟通满意度预测方法,通过构建双通道模型和多粒度特征融合机制,实现对医患沟通过程的智能感知与风险预警。实验结果表明,模型在高召回率的前提下,仍保持了较为理想的精确率,能够有效识别潜在的高风险沟通场景,为互联网医院患者不满的预先识别和主动干预提供了可实施的技术方案。从业务需求出发,该模型以“宁可错报,不可漏报”为设计原则,兼顾了满意度预测的敏感性与可解释性,实证研究显示模型在小样本条件下仍具稳定性,具有实际应用价值。随着人工智能和大数据技术的发展,未来可探索多模态数据融合,例如结合语音、视频等多源信息进行综合分析,以进一步提

升模型的鲁棒性与准确性。同时,可加强与医疗机构的合作,将研究成果应用于实际诊疗流程,从而提升互联网医院的医患关系管理水平和医疗服务质量。

作者贡献:孙东旭负责论文撰写与修订;孙东瑾负责文献调研、实证研究;翟运开负责研究设计、提供指导;石金铭负责模型构建。

利益声明:所有作者均声明不存在利益冲突。

#### 参考文献

- 刘雨鑫,刘智勇,张研,等. 互联网诊疗演进趋势、转型驱动与发展路径研究[J]. 中国公共卫生, 2025, 41(10): 1274-1280.
- 中国互联网络信息中心. 第57次《中国互联网络发展状况统计报告》[EB/OL]. [2026-02-08]. <https://cnnic.cn/NMediaFile/2026/0304/MAIN1772588317069TUXN3827X8.pdf>.
- 包振华,蔡文璐,郭鑫,等. 我国互联网医疗资源利用率研究[J]. 医学与社会, 2024, 37(11): 15-35.
- 胡少勇. 互联网医疗环境下医疗资源优化配置研究[D]. 北京:中国社会科学院研究生院, 2023.
- 胡亚琼. 互联网医疗的发展困境和对策[J]. 医学与社会, 2018, 31(4): 23-26.
- 陈子璇,王瑾,彭淳,等. 在线问诊平台医患交互模式研究[J]. 医学与哲学, 2023, 44(10): 76-80.
- 吴桂萍,石荣丽,陈问玲. 基于数字共情视角下的在线医患交互对医患信任影响因素研究[J]. 中国卫生政策研究, 2022, 15(11): 46-52.
- MYSZEWSKI J J, KLOSSOWSKI E, MEYER P, et al. Validating GAN-BioBERT: a methodology for assessing reporting trends in clinical trials [J]. Front digital health, 2022(5):878369.
- CERRATO P, HALAMKA J. The words are nice the way they sound[EB/OL]. [2025-09-23]. <https://www.mayoclinicplatform.org/2022/01/25/the-words-are-nice-the-way-they-sound/>.
- SOURIRAJAN V, BELOUALI A, DUTTON M A, et al. Acoustic and language analysis of speech for suicidal ideation among US veterans[J]. Journal of medical internet research, 2021, 23(2):e24876.
- PANDEY A R, SEIFY M, OKONTA U, et al. Advanced sentiment analysis for managing and improving patient expe-

- rience: application for general practitioner (GP) classification in Northamptonshire [J]. *International journal of environmental research and public health*, 2023, 20(12):6119.
- 12 PAN J, FANG W, ZHANG Z, et al. Multimodal emotion recognition based on facial expressions, speech, and EEG [J]. *IEEE open journal of engineering in medicine and biology*, 2023, 5:396-403.
- 13 YAN J, LI P, DU C, et al. Multimodal emotion recognition based on facial expressions, speech, and body gestures [J]. *Electronics*, 2024, 13(18):3756.
- 14 王善敏, 刘成广, 陈胜宇, 等. 面向表情、语音和语言的多模态情感识别综述 [J]. *中国图象图形学报*, 30(6): 2120-2138.
- 15 张瑶, 夏晨曦, 马敬东. 某医院患者投诉信息中服务体验主题建模与情感分析 [J]. *中华医院管理杂志*, 2019, 35(12):1037-1041.
- 16 武芳, 龙华, 伍祥林, 等. 基于 EMRS 的医疗风险预警模型的建立 [J]. *中国卫生标准管理*, 2022, 13(5):518-522.
- 17 刘路路, 杨燕, 王杰. ABAFN: 面向多模态的方面级情感分析模型 [J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(10):193-199.
- 18 蒋丽梅, 刘锋, 杜倩, 等. 基于大数据的医疗风险综合评估系统的设计 [J]. *重庆医学*, 2024, 53(17):2672-2676.
- 19 ZHU X, GUO C, FENG H, et al. A review of key technologies for emotion analysis using multimodal information [J]. *Cognitive computation*, 2024, 16(6):1504-1530.
- 20 陈壮, 钱铁云, 李万理, 等. 低资源方面级情感分析研究综述 [J]. *计算机学报*, 2023, 46(7):1445-1472.
- 21 BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine learning*, 2001, 45(1):5-32.
- 22 张焯, 谢瑀, 冯亚宁, 等. 人工智能在预测肾脏疾病预后中的应用与进展 [J]. *中华中医药学刊*, 2025, 45(10):1-12.
- 23 徐冉, 陈思安, 吴金海, 等. 多种机器学习模型预测膀胱癌肺转移预后 [J/OL]. *武汉大学学报(医学版)*: 1-10 [2025-10-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1677.R.20250618.2318.001.html>.
- 24 DAI J, LYU F, YU L, et al. Medical service quality evaluation based on LDA and sentiment analysis: examples of seven chronic diseases [J]. *Digital health*, 2024, 10(3): e20552076241233864.
- 25 周屹, 邵方, 尤东方, 等. 深度森林联合模型: 一种新的复杂医学影像数据的策略 [J]. *中国卫生统计*, 2025, 42(4):510-515.

(上接第 26 页)

- 17 KIM H, MENTZER J, TAIRA R. Developing a physical activity ontology to support the interoperability of physical activity data [J]. *Journal of medical internet research*, 2019, 21(4): e12776.
- 18 NOURANI E, KOUTROULI M, XIE Y, et al. Lifestyle factors in the biomedical literature: an ontology and comprehensive resources for named entity recognition [J]. *Bioinformatics*, 2024, 40(11): 613.
- 19 DANG Y, LI F, HU X, et al. Systematic design and data-driven evaluation of social determinants of health ontology (SDoHO) [J]. *Journal of the American medical informatics association*, 2023, 30(9): 1465-1473.
- 20 World Health Organization. International classification of functioning, disability and health [EB/OL]. [2026-01-16]. <https://icd.who.int/browse/2025-01/icf/en>.
- 21 BANDROWSKI A, BRINKMAN R, BROCHHAUSEN M, et al. The ontology for biomedical investigations [J]. *Plos one*, 2016, 11(4): e0154556.
- 22 SIM I, TU S W, CARINI S, et al. The ontology of clinical research (OCRe): an informatics foundation for the science of clinical research [J]. *Journal of biomedical informatics*, 2014, 52(12): 78-91.
- 23 DUMONTIER M, BAKER C J, BARAN J, et al. The semanticscience integrated ontology (SIO) for biomedical research and knowledge discovery [J]. *Journal of biomedical semantics*, 2014, 5(1): 14.
- 24 CHANDRASEKARAN B, JOSEPHSON J R, BENJAMINS V R. What are ontologies, and why do we need them [J]. *IEEE intelligent systems and their applications*, 1999, 14(1): 20-26.
- 25 郝洁, 莫治强, 孙海霞, 等. 基于 ChatGPT 和零样本提示的临床量表文本中结构化项目信息抽取研究 [J]. *图书情报工作*, 2024, 68(22):139-152.
- 26 陈振丽, 孙海霞, 郝洁, 等. 中文医学量表内容实体及关系标注语料库构建与应用 [J]. *医学信息学杂志*, 2025, 46(11):20-27.
- 27 王晓晓, 瞿璐, 王佳欣, 等. 内感受功能评估工具的结构、内容与心理测量特性: 基于 COSMIN 和 ICF 的 Scoping 综述 [J]. *中国康复理论与实践*, 2025, 31(2):172-183.
- 28 MARMOT M, FRIEL S, BELL R, et al. Closing the gap in a generation: health equity through action on the social determinants of health [J]. *Lancet*, 2008, 372(9650): 1661-1669.