

· 综 述 ·

多模态数据融合技术在临床护理中的应用进展

杜赛丽,徐燕,黄莺,傅佳丹,程红

(浙江大学医学院附属第一医院 感染科,浙江 杭州 310003)

多模态数据融合(multi-modal data fusion)指利用计算机综合处理文本、图像、视频等不同异构信息,实现更全面、更准确的信息分析和决策支持的计算处理方法^[1]。在智慧医疗的推动下,临床护理领域面临数据量激增的挑战,亟需更高效的数据处理方法^[2]。传统单模态数据分析方法因其视角单一、信息不完整等局限性,难以全面反映患者的健康状况^[3]。因此,多模态数据融合技术在临床护理中的重要性和必要性日益凸显,该技术通过整合时序性、不规则且关联的多元数据,提升数据分析能力,推动护理与大数据的有机融合,辅助护理人员早期识别健康风险、准确预测并发症、构建更可靠的风险预测模型及不良事件预警系统,从而实现精准的个性化护理与及时干预^[1,4]。多模态数据融合技术在国外护理领域的发展较为成熟,国内相关研究较少。因此,本研究对多模态数据融合技术在护理领域的应用现状进行综述,以推动我国护理人员对数据挖掘融合技术的应用,也为临床护理实践提供借鉴。

1 多模态数据融合技术的界定

多模态数据融合作为跨学科技术,通过整合不同来源的异构数据,减少数据异质性的差距,在数据层、特征层或决策层进行信息互补,提升系统决策精度与环境适应性,广泛应用于医疗诊断、自动驾驶及智能交互等领域^[4]。在临床护理中,多模态数据融合能够结合患者的电子病历(electronic medical record, EMR)、生命体征监测数据、基因组数据及影像报告等,为护理决策提供更全面的依据,例如在慢性病管理中实现个性化护理方案的优化^[2]。根据多模态融合数据的层次可分为3类:(1)早期融合(特征层)保留原始数据的关联性,适用于护理中需要实时联动的场景,如结合心电信号与血氧数据预警患者病情变化;(2)后期融合(决策层)对各模态独立分析后聚合结果,适合处理护理中异构数据如结构化评估量表与非结构化护患沟通记录的语义整合;(3)混

合融合则协同两者优势,实现多维度信息互补,例如在跌倒风险评估中,先融合传感器步态数据与病历特征,再与护士观察记录联合决策^[5]。其常用特征选择、机器学习及自然语言处理技术等方法通过挖掘模态间互补性,显著增强了复杂场景下的综合认知能力^[6]。

2 多模态融合技术在临床护理中的应用优势

2.1 提升护理效率与精准性 多模态融合技术通过整合多种数据来源,优化护理流程,提高护理服务的效率与精准性。Hossain等^[7]提出,基于5G的情感感知框架,通过分析患者的语音与面部表情特征,实时识别情绪变化并触发分级预警,帮助护理人员及时干预,提升了个性化护理的响应速度。Chen等^[8]提出影像融合技术,将滚筒引导滤波融合计算机断层扫描(computed tomography, CT)与磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)的有效信息互补结合,生成更清晰的医学影像,有助于精准地评估病情和调整护理计划,优化护理决策。通过这些技术的应用,提高了护理服务的效率与精准性,为患者提供了更加及时和精准的护理服务。

2.2 促进护理数据互操作性 多模态融合技术可对非结构化、多源化、多种类的数据进行采集、存储、分析、交互,利用各模态不同优势产生信息互补,打破信息孤岛,提升数据的共享与应用效率。Mwangi等^[9]通过融合实验室数据与临床护理系统的信息,构建统一的数据集,通过减少组织内外部的冗余管理工作量,优化人类免疫缺陷病毒(human immunodeficiency virus, HIV)/获得性免疫缺陷综合征(acquired immune deficiency syndrome, AIDS)患者的护理管理与治疗决策,提升护理工作效率。多模态数据具有多样性,利用多模态数据融合技术可减少数据冗余,产生更丰富的表征,提高数据可用性,从而支持更高效的护理协作与决策^[10-11]。

3 多模态数据融合在护理管理系统中的应用

随着医院信息化建设的快速发展,传统以人工采集为主的单一护理数据收集模式,难以全面反映护理过程的动态变化与复杂性。多模态数据融合技术的引入为智能化护理管理系统赋能。陈兰珍

【收稿日期】 2024-12-09 【修回日期】 2025-07-09

【基金项目】 浙江浙医药卫生科技项目(2025KY828)

【作者简介】 杜赛丽,本科,护师,电话:0571-87236417

【通信作者】 徐燕,电话:0571-87236440

等^[10]利用采集层系统整合视频音频、物联网、互联网、数据库等多源数据,实现全面数据采集。交互层采用特征融合和关联分析技术,建立跨模态数据关联。应用层则实现质量缺陷识别、绩效评估等管理功能,将管理系统中多源数据整合与绩效考核体系相结合,实现护理质量的闭环干预,应用后护理人员满意度提升,调岗率和离职率显著降低。该模式强化了管理闭环,但在实际临床中适配性上未充分优化护士工作流程,管理功能偏宏观而个体化反馈不足。肖爽等^[11]构建了全相护理信息系统,通过物联网终端实现多场景动态数据采集涵盖文本、视频、音频、图片等多种形式,其信息源包括临床业务数据和社会数据,采集对象涉及患者、相关人员、医疗物品及环境参数等异构数据,利用跨模态共享协议与异构数据关联分析,突破传统表单模式局限,构建了一个数据共享平台。这一平台为医护人员提供了便捷的数据访问服务,如临床业务数据、社会与环境数据等,提升了护理工作的质量和效率,该设计优化了操作效率,但管理决策分析较薄弱。理想的护理管理系统需融合物联网实时采集与多维绩效分析,通过智能闭环实现护理质量持续优化。

4 多模态融合技术在临床护理中的应用

4.1 护理风险管理

4.1.1 患者疾病风险预测管理中的应用 临床信息系统包含结构化数据如 EMR 中的实验室数据如血糖值,基因组学的 SNP 位点,影像的结构化报告如冠状动脉狭窄程度,和非结构化混合数据包括病程记录、CT/MRI、基因测序原始数据等^[2,12]。这些数据间存在复杂相互作用,需通过多模态数据融合技术整合异构数据,以构建更精准的疾病预测模型。这种整合提升了医患信息交换效率,并能为临床决策提供全面支持。(1)心血管风险管理:Van Assen 等^[13]结合自然语言处理解析病程文本,和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)分析冠脉 CT 影像,融合患者历次就诊的临床指标变化,影像学及心电图时间序列信号,使预测曲线下面积达 0.79,优于传统 Framingham 评分(0.61)和单一 CT 模态(0.64),该方法的优势在于捕捉多模态时序关联,但其局限性在于急诊场景中时序连续性中断或跨系统数据缺失可能影响模型准确性。(2)异常血糖风险管理:Li 等^[14]提出了一种无创血糖监测技术,通过融合心电图与光电容积脉搏波特征,采用时空特征提取及可变权重 Choquet 积分算法,进行决策融合实现对血糖水平的非侵入式监测,实现了高精度无痛血糖监测,但该技术临床场景中仍存在个体差异和噪音干扰,影响血糖结果波动。通过有

效整合多源异构医疗数据,不仅能提高预测准确性,更能改善患者体验,为精准医疗提供可靠支持。

4.1.2 护理不良事件预测 护理不良事件主要包括压力性损伤、非计划性拔管、跌倒等,不仅导致患者住院时间延长,同时增加医疗负担。利用多模态数据融合技术整合异构数据源可优化风险预测效能。(1)压力性创伤预测评估:Liu 等^[15]利用 CNN 分析护理人员上传的压疮照片和临床数据并融合患者压疮期间的临床体征数据,实现 94.8% 的坏死组织分类准确率,尤其擅长识别中晚期病变,支持远程护理决策,调整护理计划。该评估模型将视觉特征与临床信息互补,但依赖规范化的数据采集,对早期压疮的敏感性有待验证。(2)跌倒风险预测评估:跌倒风险预测评估是跌倒预防和精准识别跌倒风险相关护理安全管理中的重要内容之一。Qi 等^[16]提出一种基于联邦学习的多模态数据融合方法来预测跌倒行为,将穿戴传感器数据与视觉信息相融合,该模型在跌倒识别准确率达到 99.9%,并且兼顾隐私保护与实时监测,但高准确率可能受限于实验室环境设定。该技术可实时监测高危患者的行动,精准识别跌倒风险并及时报警,便于远程监护和快速护理干预。这两类评估系统都利用图像或传感器信息融合结构化数据进行底层深度学习实现评估预测,解决了传统学习主观性问题,但仍存在数据异构性标准化及临床可解释性不足等问题。

4.2 智能化疼痛管理与远程康复护理的融合策略应用

4.2.1 远程护理康复 远程医疗通过多模态数据融合技术有效突破了时空限制,为患者提供精准的远程康复护理服务;该技术整合多种传感器数据,结合康复机器人辅助系统,能够实现标准化、个性化的康复训练方案^[17]。Landgraf 等^[18]通过多个可穿戴传感器采集患者手部动作信号,识别的手势与相应的应用程序或机器人控制系统相连接,实现精准的手部功能训练。护理人员可设计个性化康复计划,远程监控患者康复进度,并及时调整护理康复计划。目前,该技术的推广仍受成本、设备可及性及患者适应性的制约,未来研究应关注低成本传感方案和人机交互友好性,以增强远程康复的普及性与长期效果。

4.2.2 疼痛预警与护理 疼痛是衡量身体健康状况的重要指标之一,多模态数据融合在临床疼痛评估中,通过整合行为指标和生理指标如面部表情、音频等,提高了疼痛评估精准度,解决了传统方法中主观性强和耗时等问题^[19]。(1)皮肤电活动疼痛预警:Susam 等^[20]利用加权贝叶斯融合策略融合,结合皮肤电活动(electrodermal activity, EDA)和面部表情

数据,通过线性支持向量机分类和概率融合,增强了模型对微弱疼痛信号的捕捉能力。其在儿童疼痛评估中取得高准确率及高敏感率。该模型仅针对儿童群体,未涵盖成人样本,其临床泛化性仍需进一步验证。(2)音频、视频信号疼痛预警:Gruss等^[21]针对无法自我报告准确表达疼痛感受的患者,通过整合患者声音、表情和生理指标,自动分析疼痛程度并发出预警。该系统简化了评估流程,减轻了护理人员的工作负担,同时提高了疼痛管理的准确性和效率。该技术仍面临干扰如环境噪声、信号缺失等挑战。以上研究均利用多模态数据融合技术通过互补性特征提升了疼痛评估的客观性,但其实际临床应用仍受限于数据质量、环境干扰、算法泛化性问题。

4.3 临床护理决策辅助 人工智能技术在医疗临床决策辅助系统中的应用正逐步深入,其核心在于多模态数据融合与智能化人机交互,从而提升临床指南依从性,并优化诊疗流程效率。近年来,多模态大语言模型(multimodal large language models, MLLMs)凭借其强大的跨模态知识整合与逻辑推理能力,已成为该领域的前沿研究方向。Google研发的多模态医疗大模型 Med-Gemini^[22],利用医学数据微调和长上下文处理能力,实现跨模态数据的链式推理,动态优化护理决策和实现人机智能交互,但其存在涉及患者数据泄露及隐私问题。Hussain等^[23]提出知识整合和共享的护理人员临床决策模型。该模型使用先进的机器学习算法实现患者临床信息中结构化与非结构化数据的深度挖掘,结合专家知识构建可共享的标准化知识图谱。这种双重知识融合策略不仅提升了护理决策的准确性与全面性,但其依赖专家经验存在主观偏见,且知识图谱的构建与更新效率可能成为瓶颈。多模态大语言模型提升医疗护理决策辅助系统的推理与优化能力,但仍面临隐私安全、主观偏见和知识更新效率等问题。

5 多模态数据融合技术在临床护理中应用的挑战与启示

目前,多模态数据融合技术已在临床护理领域实现了多样化应用,显示出了技术优势,但其作为新兴技术仍存在诸多挑战。(1)隐私问题:多模态数据融合技术的数据采集包括患者的敏感信息,在融合、传输及存储环节易受截获或篡改威胁,均影响数据的安全性,如何确保数据的准确性、隐私保护和患者知情是值得关注的问題^[2,24]。在应用多模态数据融合技术时,须严格遵守数据隐私保护法规和伦理准则,建议引入区块链加密技术实现分布式存储和访问控制,全面评估各环节的隐私风险。(2)数据质量和融合问题:临床护理中使用的数据来源多样化,同

一类型的护理临床数据可能因采集方法差异可能导致数据变异,缺失数据、录入错误、不准确的测量和不完整的记录都可能影响数据的质量和可用性。多模态数据存在时空延迟和系统兼容性问题,可导致数据融合的复杂性,阻碍数据融合过程的有效性,影响护理数据的质量^[25]。临床护理人员在采集数据时应考虑采集方式、采集频次及患者状态,统一数据测量方式,确保数据的统一和准确性。当存在数据缺失时,在数据融合前进行数据清洗和预处理,识别并处理缺失数据,使用相应的统计方法或机器学习方法估计并填补缺失值。

6 小结

多模态数据融合技术在临床护理中各方面的应用具有巨大的应用前景和价值,但目前国内护理相关应用研究较少,须结合我国实际情况,突破跨系统数据融合的技术瓶颈,优化数据治理体系和技术融合路径。未来研究应进一步细化,在精准护理领域,可通过整合基因组数据、穿戴设备监测指标和电子健康记录等多模态信息,构建护理专用基础模型,实现个性化护理风险及干预;在流行病护理方面,整合患者病历、病原基因组数据及环境因素等数据,结合智能分析技术,实时评估疫情风险并动态优化护理方案。随着医疗数据共享机制的完善和以患者为中心的理念深化,临床护理实现从单模态分析到多维度决策支持的跨越式发展,推动临床护理向安全化、智能化和个性化方向演进。

【关键词】 多模态数据融合;护理;应用

doi:10.3969/j.issn.2097-1826.2025.08.022

【中图分类号】 R47 【文献标识码】 A

【文章编号】 2097-1826(2025)08-0094-04

【参考文献】

- [1] ZHOU H Y, YU Y, WANG C, et al. A transformer-based representation-learning model with unified processing of multimodal input for clinical diagnostics[J]. *Nat. Biomed Eng*, 2023, 7(6): 743-755.
- [2] SHAIK T, TAO X, LI L, et al. A survey of multimodal information fusion for smart healthcare: mapping the journey from data to wisdom [J/OL]. [2024-12-07]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253523003561>. DOI: 10.1016/j.inffus.2023.102040.
- [3] MA M, WANG M, GAO B, et al. Research on multimodal fusion of temporal electronic medical records[J/OL]. [2024-12-08]. <https://www.mdpi.com/2306-5354/11/1/94>. DOI: 10.3390/bio-engineering11010094.
- [4] 张虎成, 李雷孝, 刘东江. 多模态数据融合研究综述[J]. *计算机科学与探索*, 2024, 18(10): 2501-2520.
- [5] 任泽裕, 王振超, 柯尊旺, 等. 多模态数据融合综述[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(18): 49-64.

- [6] ZENG S. English learning in the digital age [M]. Singapore: Springer Singapore, 2018:139-165.
- [7] HOSSAIN M S, MUHAMMAD G. Emotion-aware connected healthcare big data towards 5G [J]. IEEE Internet Things J, 2018,5(4):2399-2406.
- [8] CHEN J, ZHANG L, LU L, et al. A novel medical image fusion method based on rolling guidance filtering [J/OL]. [2024-10-15]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2542660519302057>.
- [9] MWANGI C, MUKANYA C, MAGHANGA C. Assessing the interoperability of mLab and Ushauri mHealth systems to enhance care for HIV/AIDS patients in Kenya [J]. JIPIT, 2022,2(1):83-116.
- [10] 陈兰珍, 陈阿真, 黄观妹, 等. 多模态数据融合指标管理的信息系统在医院护理管理中的应用研究 [J]. 黑龙江中医药, 2022, 51(5):150-152.
- [11] 肖爽, 赵庆华, 邹依然, 等. 多模态数据融合的护理信息系统架构及应用分析 [J]. 护理学杂志, 2020, 35(19):88-90.
- [12] 吴宗友, 白昆龙, 杨林蕊, 等. 电子病历文本挖掘研究综述 [J]. 计算机研究与发展, 2021, 58(3):513-527.
- [13] VAN ASSEN M, TARIQ A, RAZAWI A C, et al. Fusion modeling: combining clinical and imaging data to advance cardiac care [J/OL]. [2024-10-17]. <https://www.ahajournals.org/doi/full/10.1161/CIRCIMAGING.122.014533>. DOI:10.1161/CIRCIMAGING.122.014533.
- [14] LI J, MA J, OMISORE O M, et al. Noninvasive blood glucose monitoring using spatiotemporal ECG and PPG feature fusion and weight-based choquet integral multimodel approach [J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2024, 35(10):14491-14505.
- [15] LIU T J, CHRISTIAN M, CHU Y C, et al. A pressure ulcers assessment system for diagnosis and decision making using convolutional neural networks [J]. J Formos Med Assoc, 2022, 121(11):2227-2236.
- [16] QI P, CHIARO D, PICCIALLI F. FL-FD: Federated learning-based fall detection with multimodal data fusion [J/OL]. [2024-10-21]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253523002063>. DOI:10.1016/j.inffus.2023.101890.
- [17] 毕轩懿, 闫妍, 王莹, 等. 肢体功能障碍患者应用下肢康复机器人体验的质性研究 [J]. 军事护理, 2023, 40(11):1-4.
- [18] LANDGRAF M, YOO I S, SESSNER J, et al. Gesture recognition with sensor data fusion of two complementary sensing methods [J/OL]. [2024-10-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8487949>. DOI:10.1002/aisy.201900088.
- [19] 李珊, 吴庭豪, 邓南利, 等. 多模态疼痛评估的研究进展 [J]. 临床医学进展, 2024, 14(7):342-347
- [20] SUSAM B T, AKCAKAYA M, NEZAMFAR H, et al. Automated pain assessment in children using electrodermal activity and video data fusion via machine learning [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2022, 69(1):422-431.
- [21] GRUSS S, GEIGER M, WERNER P, et al. Multi-modal signals for analyzing pain responses to thermal and electrical stimuli [J/OL]. [2024-11-05]. <https://www.jove.com/t/59057/multi-modal-signals-for-analyzing-pain-responses-to-thermal>. DOI:10.3791/59057.
- [22] SAAB K, TU T, WENG W H, et al. Capabilities of gemini models in medicine [J/OL]. [2024-10-29]. <https://arxiv.org/pdf/2404.18416>.
- [23] HUSSAIN M, SATTI F A, ALI S I, et al. Intelligent knowledge consolidation: from data to wisdom [J/OL]. [2024-11-02]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0950705121008406>. DOI:10.1016/j.knosys.2021.107578.
- [24] HOLZINGER A, DEHMER M, EMMERT-STREIB F, et al. Information fusion as an integrative cross-cutting enabler to achieve robust, explainable, and trustworthy medical artificial intelligence [J]. Inf Fusion, 2022, 79:263-278.
- [33] PEREZ-POZUELO I, ZHAI B, PALOTTI J, et al. The future of sleep health: a data-driven revolution in sleep science and medicine [J/OL]. [2024-11-11]. <https://www.nature.com/articles/s41746-020-0244-4>. DOI:10.1038/s41746-020-0244-4.

(本文编辑:王园园)

(上接第 93 页)

【参考文献】

- [1] 张玲玲, 柯玲珍, 冯静, 等. 卒中神经源性膀胱尿老年患者尿路感染的病原学特点及危险因素研究 [J]. 中国消毒学杂志, 2020, 37(12):931-933.
- [2] 杨熙文, 赵森, 王海梅, 等. 脑卒中后神经源性膀胱患者并发尿路感染的病原学特点及影响因素分析 [J]. 中国医刊, 2023, 58(12):1357-1361.
- [3] 倪小艳, 刘文丽, 何爱华, 等. 间歇导尿联合膀胱功能训练对脑卒中后神经源性膀胱患者预后的影响 [J]. 名医, 2024(24):24-26.
- [4] 张晶, 张伟, 单文生, 等. 基于 CiteSpace 的知行理论在护理领域中应用研究的可视化分析 [J]. 当代护士, 2025, 32(2):22-28.
- [5] 屈会丽, 王盛均, 吴雨晨, 等. 近 10 年德尔菲法在护理领域应用的可视化分析 [J]. 现代临床护理, 2021, 20(4):72-78.
- [6] CHEN L, LU Y, XI X. Study of knowledge, attitude and practice regarding patient education in hypertension among community pharmacists in China [J/OL]. [2025-03-10]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9615190/>. DOI:10.1186/s12913-022-08686-9.
- [7] MAC GUAD R, MANGANTIG E, LOW W Y, et al. Development and validation of a structured survey questionnaire on knowledge, attitude, preventive practice, and treatment-seeking behaviour regarding dengue among the resident population of Sabah, Malaysia: an exploratory factor analysis [J/OL]. [2025-03-10]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8406825/>. DOI:10.1186/s12879-021-06606-6.
- [8] 叶丽, 黄厚强, 郭声敏, 等. 脑卒中后神经源性膀胱管理的最佳证据总结 [J]. 护理学报, 2021, 28(10):40-44.
- [9] 章花, 刘娟, 徐永兰, 等. 神经源性膀胱患者留置尿管拔除管理的最佳证据总结 [J]. 中国临床护理, 2024, 16(12):772-777.
- [10] GINSBERG D A, BOONE T B, CAMERON A P, et al. The AUA/SUFU guideline on adult neurogenic lower urinary tract dysfunction: treatment and follow-up [J]. J Urol, 2021, 206(5):1106-1113.
- [11] 吾超, 张宏丽, 胡珊博, 等. 军队空运后送护理人员空运救护能力评价指标体系的构建 [J]. 军事护理, 2024, 41(4):76-79.
- [12] 景城阳, 刘瑞雪, 褚红玲, 等. 医学研究领域德尔菲法实施和报告标准 (CREDES) 解读 [J]. 中国循证医学杂志, 2023, 23(2):233-239.
- [13] 蒋岩, 贺茜, 宋雅群, 等. 专科护士主导的临床护理专业学组考核评价指标体系的构建 [J]. 护理学杂志, 2022, 37(13):59-61.

(本文编辑:王园园)