

多模态特征提取技术在护理领域模型构建中的应用进展

胡含波¹, 丁梦雅², 曾令好¹, 陈蕾¹

摘要: 随着医疗护理数据规模的扩大与人工智能技术的进步,特征提取技术在护理领域中的应用不断深化,成为护理领域智能化转型驱动力。本文综述多模态特征提取技术及其在护理高风险事件预警、慢性疾病护理、护理不良事件管理、可穿戴设备中的应用进展,旨在为护理模型的精准构建与临床应用提供参考。

关键词: 多模态; 特征提取技术; 模型构建; 高风险事件预警; 慢性病护理; 不良事件管理; 可穿戴设备; 智能护理
中图分类号: R47; TP391 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2026.09.126

Application progress of multimodal feature extraction techniques in model development in nursing

Hu Hanbo, Ding Mengya, Zeng Linghao, Chen Lei. Department of Pulmonary Oncology, Renmin Hospital of Wuhan University, Wuhan 430060, China

Abstract: With the expansion of healthcare and nursing data scales, coupled with the advancements in artificial intelligence technologies, the feature extraction techniques have become increasingly integral to the field of nursing, acting as a pivotal catalyst for intelligent transformation. This article provides a comprehensive review of multimodal feature extraction techniques and their application progress in areas such as early warning systems for high-risk nursing events, chronic disease management, adverse event management and wearable devices in nursing. The aim is to furnish a reference for the precise development and clinical application of nursing models.

Keywords: multimodal; feature extraction techniques; model development; notification of high-risk events; chronic disease management; adverse event management; wearable devices; intelligent nursing

随着医疗数字化转型的深入推进,深度学习在图像识别、语音处理和自然语言处理等复杂护理场景中取得显著进展。特征提取技术作为连接原始数据与人工智能模型的关键环节,能够从高维、冗余数据中提取具有代表性、区分性及鲁棒性的特征,实现数据降维与信息升华^[1]。基于深度学习的多模态特征提取技术通过融合多源临床数据,深入挖掘反映患者健康状态与风险的内在规律,为构建高精度、可解释的智能护理模型奠定基础,从而支撑临床护理决策^[2]。本文系统综述多模态特征提取技术在护理高风险事件预警、慢性病护理、不良事件管理及可穿戴设备中的应用进展,并探讨其在临床实践过程中的关键问题与挑战,以推动该技术在护理领域的深入应用。

1 多模态特征提取技术概述

特征提取技术促进护理智能化转型,其重点在于从多源异构护理数据中提取具有临床判别力的关键特征,以优化模型性能^[3]。护理数据涵盖生命体征波形、电子健康记录、医学影像、可穿戴设备数据及行为记录等多模态信息^[4]。目前,多模态特征提取技术已在计算机视觉、自然语言处理、医疗健康、工业质检及安防等多个领域广泛应用^[5-8]。与传统基于统计、文本、图像特征或数据降维的方法^[9-12]相比,基于深度

学习的多模态特征提取技术实现了端到端自动化特征学习。如卷积神经网络可从伤口影像中自动提取视觉特征^[13];自动编码器能够学习有效特征^[14];循环神经网络与Transformer则适用于时序生命体征数据与长篇护理记录的分析^[15]。这些技术通过逐层抽象形成高层语义特征,显著增强了对复杂护理场景的建模能力。其核心价值在于将多源信息整合为结构化特征向量,全面、动态地刻画患者状态,进而推动护理模式向数据驱动决策转型。

2 护理高风险事件预警中的多模态特征提取应用

多模态特征提取是护理高风险事件预警模型敏感性与特异性的关键。护理人员可通过动态分析生命体征异常趋势、风险评估数据及患者行为改变等结构化与非结构化特征,构建预警指标体系,辅助护理团队提前干预,实现从被动处置到主动防御的转变,切实保障患者安全与护理质量。

2.1 跌倒风险预测多模态动态特征提取 跌倒风险预测正从静态量表评估转向多模态动态特征融合评估。通过传感器提取步速、步长变异系数、步态熵等个体动态步态特征,并结合地面摩擦系数、湿度等环境参数,可构建“人-环境”交互模型,实现对特定场景(如浴室湿滑)风险的精准识别^[16-17]。在此基础上,利用梯度提升树等机器学习算法对时序数据进行建模,可实现跌倒风险的超前预测。该技术通过建立个体步态基线并持续监测,为高危人群实现异常预警与个性化干预,但其在真实场景中的有效性、用户依从性及与现有

作者单位:武汉大学人民医院(湖北省人民医院)1. 肺部肿瘤科一病区 2. 消毒供应中心(湖北 武汉, 430060)

通信作者:陈蕾, 37126704@qq.com

胡含波:男,硕士,主管护师, 2808626355@qq.com

收稿:2025-12-14;修回:2026-02-16

护理流程的整合仍是未来需要解决的问题。

2.2 压力性损伤风险分层多模态特征分析 多模态特征提取推动了压力性损伤防治向智能化、精准化发展。Liu 等^[18]利用卷积神经网络建模,通过对 1 063 张临床图像特征进行多维特征分析,实现压力性损伤总体预测准确率达 83%;Ohura 等^[19]基于图像多维特征建立的模型在伤口分割中曲线下面积达 0.997,灵敏度与特异性分别为 0.993 和 0.943,分割速度提升 40%。红外热成像技术通过捕捉组织红外辐射生成热像图,构建伤口面积自动计算系统,具有独特的组织热力学特征模态,可精准探测骶尾部温感特征及伤口窦道深度^[20]。此外,柔性压力传感阵列则能实时监测体位压力分布,提取峰值压力、压力-时间积分及压力梯度等生物力学特征,并结合随机森林算法进行压力性损伤风险分层^[21]。多模态特征提取技术突破传统单维度检测的局限性,通过融合压力感知、热力学响应与视觉特征构建三维动态评估体系,未来需进一步推动数据深度融合,开发集成化决策支持系统。

2.3 血流感染预警多特征关联 多模态特征提取技术通过将生命体征、置管参数、炎症指标等特征与护理措施动态关联,可提升血流感染预警能力。金旭婷等^[22]基于 eICU-CRD 数据库中的动态生命体征与实验室参数,提取关键预测因子,构建血流动力学不稳定事件发生前 1 h 预警模型,曲线下面积达 0.76。Oladapo-Shittu 等^[23]融合人口统计学、置管参数、炎症指标及病原体耐药性特征,能精准识别中心静脉导管相关血流感染高风险患者。特征提取有助于强化护理监测,指导导管维护、感染筛查及资源调配。

2.4 心脏骤停早期预警跨模态融合 多模态融合提升危重症护理评估特异性,推动危重症护理预警系统精准化、实时化,赋能临床早期干预。Churpek 等^[24]整合电子病历中的生命体征、实验室指标及人口统计学等多维数据,构建心脏骤停风险分层工具,帮助护理人员识别心脏骤停、ICU 转诊及死亡高风险患者。Çelik 等^[25]通过对心脏骤停后脑损伤患者提取脑电图时频域特征,实现神经功能恢复预测准确率达 89%。该技术可将预警特征与护理计划链接,自动推荐早期干预方案,未来需进一步优化警报降噪机制,提升护理响应的及时性与准确性。

2.5 癫痫急性发作预警多维特征整合 多模态特征提取技术不仅加速癫痫诊断与治疗,更通过减少发作风险直接保障患者长期生活质量^[26]。Chen 等^[27]通过特征映射实现颅内压无创监测,为脑组织受压分级提供评估工具。Huang 等^[28]利用卷积神经网络自动提取脑电图特征,使癫痫发作预警时间窗提前至 30 min,敏感度达 92%,为干预预留关键时间窗口。未来应将其定位为护理辅助筛查与连续监测工具,结合可穿戴设备实现从医院到家庭的延续护理。

3 慢性疾病护理中的个体化特征挖掘

慢性病护理特征挖掘通过整合生化指标、生活方式、基因特征等多源健康数据,构建个体动态健康画像,实现高风险人群识别与个性化干预,从而优化疾病管理、延缓疾病进展并提升生活质量。

3.1 糖尿病风险预测的多模态数据特征分析 多模态特征提取技术可提升糖尿病早期预测能力。Rodríguez García 等^[29]通过整合连续血糖监测的动态波动指标(标准差、变异系数)与静态生化参数(糖化血红蛋白、空腹血糖),发现可预测 2 型糖尿病进展的有效指标,有助于早期识别高风险个体。当系统识别疾病进展风险时,可基于风险数据生成个性化方案,通过数字平台推送并辅导,以提高患者依从性。未来研究应融合健康管理与行为心理学,推动预测结果向个性化生活方式干预转化,并借助数字化工具实现长期跟踪与反馈,形成护理管理闭环。

3.2 心血管疾病护理中的生理波形特征提取技术 通过提取动脉血压和光电容积描记法波形中的关键时点特征(如波峰、波谷、斜率等),并将其嵌入生命体征监测流程,系统可自动识别心律失常、血管弹性异常等特征,并在电子病历中生成护理提示,协助护士及时应对。Pal 等^[30]提出的自动特征提取工具涵盖时域、统计域与频域特征,为波形分析在心血管疾病管理中的扩展应用提供了技术支持。目前,缺乏标准化工具限制了其临床推广^[31]。

3.3 慢性呼吸系统疾病的多模态声学特征提取 多模态声学特征提取可用于呼吸系统疾病的早期监测、个体化干预与康复评估。吴俊^[32]构建的肺呼吸音分类模型可区分支气管炎、慢性阻塞性肺疾病等;肖彤等^[33]通过音频分割与特征融合,在咳嗽检测任务中取得 73.5% 的准确率。基于呼吸音特征提取与 AI 分类,可提升初步诊断效率,并在特征异常时自动提醒社区护士进行远程随访或转诊。该技术通过关联声学特征与临床指标,实现呼吸疾病的精准分级评估,为社区监测与分级护理提供支持。

3.4 老年认知障碍护理跨模态运动特征监测 通过运动特征提取可实现神经退行性疾病的早期识别与非侵入式监测。Lim 等^[34]通过步态参数区分异常步态,为帕金森病早期检测提供可能;Liang 等^[35]利用视频提取手语轨迹与面部表情特征,构建老年聋人痴呆症筛查模型。该技术通过无感监测建立个人运动基线,实现功能衰退与跌倒风险的早期预警,达成预防性照护。

3.5 精神心理疾病多模态特征数字化评估 多模态特征提取应用能对情绪波动、用药依从性与自杀风险实现早期预警与动态追踪,为制订个性化精神心理护理方案提供了依据。Rankhambe 等^[36]构建的模型在焦虑水平分类中,准确率、精确度、灵敏度和特异性均超过 90%,为治疗干预提供了有价值的参考。

Minkowski 等^[37]通过脑电图特征识别焦虑抑郁患者;Allam 等^[38]利用自然语言处理检测社交媒体中的自杀倾向文本,准确率达 85%。该技术为精神心理护理的个性化方案制订提供了依据。

4 护理不良事件中的特征量化与智能化

护理管理场景多模态特征提取涵盖临床护理决策支持、资源优化等多个方面,结合人工智能与物联网技术推动数据驱动的护理决策支持,提升护理效率与质量。葛晓伟等^[39]通过 CNN-SVM 模型提升中文护理不良事件文本分类准确性。Chopard 等^[40]整合多源术语库,验证了自然语言处理在不良事件文本挖掘中的可行性。Cao 等^[41]设计的结构化上报系统优化了报告流程。智能特征提取系统可自动识别与上报不良事件,推动从事后处理向事前预防转变。

5 可穿戴设备驱动多模态护理数据特征融合

随着柔性电子与微型化技术的发展,可穿戴设备持续采集生命体征、语音、影像等多维度数据,构建动态健康监测网络,支持居家慢性病管理与预警。王丹阳^[42]开发的 Emo Tracer 智能穿戴设备采用多模态融合网络提升情绪识别精度,并通过可穿戴设备持续监测生理指标与情绪波动,降低个体数据依赖,为心境障碍患者提供实时居家监测,兼具高性价比、隐私保护及便携性优势,推动情绪相关疾病的预防性健康管理发展。葛炆彬^[43]设计的可穿戴癫痫检测系统实现动态预警,提升慢性病管理效能,为患者居家护理提供连续监测与精准干预依据。设备监测数据可同步至医护团队,支持远程护理指导。

6 多模态特征提取技术在护理领域应用中的关键问题与挑战

尽管多模态特征提取技术在护理领域的应用前景广阔,但其临床落地仍面临诸多挑战。首先,护理数据多源异构,在格式与语义上存在差异,导致特征难以对齐,跨模态深层语义关联挖掘尚不充分^[44]。其次,高风险事件数据标注依赖临床专家,存在样本不平衡问题,需借助半监督学习、联邦学习等策略以促进多中心数据协作^[45]。再次,模型可解释性不足,影响临床接受度,需引入可解释人工智能以增强决策透明度^[46]。最后,多模态数据涉及患者敏感信息,隐私与伦理风险突出,应结合差分隐私、联邦学习等技术强化保护,并完善伦理审查机制^[47]。未来需推动建立统一的技术与评估标准,以实现该技术在护理场景中的标准化、规模化落地。

7 小结

多模态特征提取技术通过深度融合多源数据,显著提升了护理模型的性能与决策精准度,为跨学科复杂护理问题提供了有效解决路径。未来研究应超越单纯的技术优化,聚焦于数据标准化、模型可解释、样本均衡、边缘部署、隐私与伦理等关键环节,推动技术与护理实践深度耦合,最终实现从“技术可行”到“护

理可用”的临床跨越。

参考文献:

- [1] Stahlschmidt S R, Ulfenborg B, Synnergren J. Multimodal deep learning for biomedical data fusion: a review[J]. *Brief Bioinform*, 2022, 23(2): bbab569.
- [2] Li J, Liang W, Yin X, et al. Multimodal gait abnormality recognition using a Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory (CNN-BiLSTM) network based on multi-sensor data fusion[J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(22): 9101.
- [3] 时振普, 吕潇, 董彦如, 等. 医学领域多模态知识图谱融合技术发展现状研究[J]. *计算机科学与探索*, 2025, 19(7): 1729-1746.
- [4] Guo Y, Shi H, Book W M, et al. Machine learning and natural language processing to improve classification of atrial septal defects in electronic health records[J]. *Birth Defects Res*, 2025, 117(3): e2451.
- [5] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks[J]. *CoRR*, 2013, abs/1311. 2901.
- [6] 王钰森. 基于多模态特征提取和融合的目标检测技术研究[D]. 杭州: 浙江科技大学, 2024.
- [7] 张俞晴. 基于多模态特征融合的情绪理解方法研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2025.
- [8] Lipton C Z. A critical review of recurrent neural networks for sequence learning[J]. *CoRR*, 2015, abs/1506. 00019.
- [9] Chen T, Guestrin C. XGBoost: a scalable tree boosting system[J]. *CoRR*, 2016, abs/1603. 02754.
- [10] Hölzing R C, Meybohm P, Happel O, et al. Transformer models enhance explainable risk categorization of incidents compared to TF-IDF baselines[J]. *AI*, 2025, 6(9): 223-223.
- [11] Mohan N J, Murugan R, Goel T, et al. Fast and robust exudate detection in retinal fundus images using extreme learning machine autoencoders and modified KAZE features[J]. *J Digit Imaging*, 2022, 35(3): 1-18.
- [12] Shang L H. A survey of functional principal component analysis[J]. *AStA Adv Stat Anal*, 2014, 98(2): 121-142.
- [13] Sharada K, Alghamdi W, Karthika K, et al. Deep learning techniques for image recognition and object detection[J]. *E3S Web of Conferences*, 2023, 39904032.
- [14] Feng S, Xie W, Nie Y. Variational deep alliance: a generative auto-encoding approach to longitudinal data analysis[J]. *Entropy*, 2026, 28(1): 113.
- [15] Jiao X, Yin Y, Shang L, et al. TinyBERT: distilling BERT for natural language understanding[J]. *CoRR*, 2019, abs/1909. 10351.
- [16] Choi A, Kim T H, Yuhai O, et al. Deep learning-based near-fall detection algorithm for fall risk monitoring system using a single inertial measurement unit[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2022, 30: 2385-2394.
- [17] Shin J, Miah M S A, Egawa R, et al. Fall recognition using a three stream spatio temporal GCN model with adaptive feature aggregation[J]. *Sci Rep*, 2025, 15(1): 10635.
- [18] Liu A, Ma H, Zhu Y, et al. Development of a deep

learning-based model for pressure injury surface assessment[J]. *J Clin Nurs*, 2025, 34(10): 4246-4258.

- [19] Ohura N, Mitsuno R, Sakisaka M, et al. Convolutional neural networks for wound detection; the role of artificial intelligence in wound care[J]. *J Wound Care*, 2019, 28(Sup10): S13-S24.
- [20] 江小琼. 红外热成像技术在压力性损伤早期预警中的应用研究[D]. 温州:温州医科大学, 2020.
- [21] Nguyen N A K, Patel D, Edalati M, et al. Electronic-medical-record-driven machine learning predictive model for hospital-acquired pressure injuries: development and external validation[J]. *J Clin Med*, 2025, 14(4): 1175-1175.
- [22] 金旭婷, 李佳媚, 李若寒, 等. 机器学习预测脓毒症患者血流动力学不稳定[J]. *中国急救医学*, 2023, 43(11): 892-897.
- [23] Oladapo-Shittu O, Cosgrove S E, Rock C, et al. Characterizing patients presenting on hospital admission with central line-associated bloodstream infections: a multicenter study[J]. *Clin Infect Dis*, 2024, 78(6): 1632-1639.
- [24] Churpek M M, Yuen T C, Winslow C, et al. Multicenter development and validation of a risk stratification tool for ward patients[J]. *Am J Respir Crit Care Med*, 2014, 190(6): 649-655.
- [25] Çelik S C, Özgüzel S S, Cantürk i. Investigating the impact of feature extraction methods on prediction accuracy of neurological recovery levels in comatose patients post-cardiac arrest[J]. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*, 2025: 1-16.
- [26] Gao X, Yan X, Gao P, et al. Automatic detection of epileptic seizure based on approximate entropy, recurrence quantification analysis and convolutional neural networks[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 102: 101711.
- [27] Chen W, Cockrell C H, Ward K, et al. Predictability of intracranial pressure level in traumatic brain injury; features extraction, statistical analysis and machine learning-based evaluation [J]. *Int J Data Min Bioinform*, 2013, 8(4): 480-494.
- [28] Huang Z, Yang Y, Ma Y, et al. EEG detection and recognition model for epilepsy based on dual attention mechanism[J]. *Sci Rep*, 2025, 15(1): 9404.
- [29] Rodríguez García J, Camiña Darriba F, et al. Parameters of glycemic variability in continuous glucose monitoring as predictors of diabetes: a prospective evaluation in a non-diabetic general population[J]. *Adv Lab Med*, 2025, 6(1): 46-51.
- [30] Pal R, Rudas A, Williams T, et al. Feature extraction tool using temporal landmarks in arterial blood pressure and photoplethysmography waveforms[J]. *NPJ Cardiovasc Health*, 2025, 2(1): 57.
- [31] Singla M, Sistla P, Azeemuddin S. Cuff-less blood pressure measurement using supplementary ECG and PPG features extracted through wavelet transformation[C]// 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Berlin, Germany: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019: 4628-4631.
- [32] 吴俊. 高级卷积神经网络在多分类呼吸音分析中的应用[J]. *微型电脑应用*, 2024, 40(9): 210-213, 217.
- [33] 肖彤, 张飞宇, 徐洪军, 等. 基于融合特征的呼吸病咳嗽检测方法研究[J]. *仪器仪表与分析监测*, 2024(3): 33-41.
- [34] Lim M, Connie T, Goh M K O, et al. Model-based feature extraction and classification for parkinson disease screening using gait analysis; development and validation study[J]. *JMIR Aging*, 2025, 8: e65629.
- [35] Liang X, Kapetanios E, Woll B, et al. Real time hand movement trajectory tracking for enhancing dementia screening in ageing deaf signers of british sign language [J]. *IFIP Adv Inf Commun Technol*, 2019, 3: 377-394.
- [36] Rankhambe D, Sanjay Ainapure B, Appasani B, et al. Analyzing the impact of binaural beats on anxiety levels by a new method based on denoised harmonic subtraction and transient temporal feature extraction [J]. *Bioengineering (Basel)*, 2024, 11(12): 1251.
- [37] Minkowski L, Mai K V, Gurve D. Feature extraction to identify depression and anxiety based on EEG[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2021: 6322-6325.
- [38] Allam H, Davison C, Kalota F, et al. AI-driven mental health surveillance: identifying suicidal ideation through machine learning techniques[J]. *Big Data Cogn Comput*, 2025, 9(1): 16-16.
- [39] 葛晓伟, 李凯霞, 程铭. 基于 CNN-SVM 的护理不良事件文本分类研究[J]. *计算机工程与科学*, 2020, 42(1): 161-166.
- [40] Chopard D, Treder M S, Corcoran P, et al. Text mining of adverse events in clinical trials; deep learning approach[J]. *JMIR Med Inform*, 2021, 9(12): e28632.
- [41] Cao Y, Ball M. A hospital nursing adverse events reporting system project; an approach based on the systems development life cycle[J]. *Stud Health Technol Inform*, 2017, 245: 1351.
- [42] 王丹阳. 基于可穿戴设备的生理监测与情绪识别系统[D]. 深圳: 深圳大学, 2023.
- [43] 葛煊彬. 基于可穿戴式设备的癫痫检测算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2024.
- [44] You L, Guo Z, Yuen C, et al. A framework reforming personalized internet of things by federated meta-learning[J]. *Nat Commun*, 2025, 16(1): 3739.
- [45] HBryan Y W L, Sahil G, Zehui X, et al. Dynamic contract design for federated learning in smart healthcare applications[J]. *IEEE Internet Things J*, 2021, 8(23): 16853-16862.
- [46] Jung J, Lee H, Jung H, et al. Essential properties and explanation effectiveness of explainable artificial intelligence in healthcare: a systematic review [J]. *Heliyon*, 2023, 9(5): e16110.
- [47] 张畅, 李卫. 面向医疗健康领域的联邦学习综述: 应用、挑战及未来发展方向[J]. *工程科学学报*, 2025, 47(9): 1825-1840.

(本文编辑 韩燕红)