

基于多模态生理数据与 AI 算法的外科术后患者疼痛智能评估系统的构建与应用

陈晓琴, 梁佳丽, 庞晶晶, 陈霞, 王婷

摘要: **目的** 建立基于多模态生理数据与 AI 算法的外科术后患者疼痛智能评估系统, 验证其有效性, 为外科术后疼痛管理提供智能化方案。 **方法** 以心率、收缩压、舒张压、皮电活动、呼吸频率、面部表情特征为疼痛评估指标, 以随机森林算法、支持向量机、卷积神经网络算法构建多算法联合 AI 评估模型并进行验证。选择 2025 年 1—6 月的 800 例外科术后患者为对照组, 采用传统疼痛护理模式; 2025 年 7—12 月的 800 例外科术后患者为观察组, 应用疼痛智能评估系统进行疼痛评估并预警。比较两组术后 24 h 内疼痛评估准确率和患者疼痛管理满意度。 **结果** 观察组轻度、中度、重度疼痛评估准确率显著高于对照组 (均 $P < 0.05$); 观察组患者疼痛管理满意度评分显著高于对照组 ($P < 0.05$)。 **结论** 基于多模态生理数据与 AI 算法的外科术后患者疼痛智能评估系统可显著提升疼痛评估的准确性, 提高患者护理满意度。

关键词: 外科手术; 疼痛; 生理指标; 面部表情; 人工智能; 疼痛智能评估系统; 疼痛管理; 多模态数据

中图分类号: R473.6 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2026.15.001

Construction and application of a postoperative pain intelligent assessment system based on multimodal physiological data and AI algorithms

Chen Xiaoqin, Liang Jiali,

Pang Jingjing, Chen Xia, Wang Ting. Department of General Surgery, The First People's Hospital of Yuhang District of Hangzhou, Hangzhou 321000, China

Abstract: **Objective** To develop a postoperative pain intelligent assessment system based on multimodal physiological data and artificial intelligence (AI) algorithms, to evaluate its effectiveness, and to provide an intelligent solution for postoperative pain management. **Methods** Heart rate, systolic blood pressure, diastolic blood pressure, electrodermal activity, respiratory rate, and facial expression features were used as pain assessment indicators. A multi-algorithm fusion AI assessment model was developed and validated using random forest (RF), support vector machine (SVM), and convolutional neural network (CNN) algorithms. A total of 800 postoperative patients treated between January and June 2025 were assigned to the control group and received conventional pain nursing care. Another 800 postoperative patients treated between July and December 2025 were assigned to the observation group, in which the intelligent assessment system was applied for pain assessment and early warning. The accuracy of pain assessment within postoperative 24 h and patient satisfaction with pain management were compared between the two groups. **Results** The accuracy rates for assessing mild, moderate, and severe pain in the observation group, as well as patient satisfaction score for pain management, were significantly higher than those in the control group (all $P < 0.05$). **Conclusion** The postoperative pain intelligent assessment system based on multimodal physiological data and AI algorithms can enhance the accuracy of pain assessment and patient satisfaction with nursing care.

Keywords: surgery; pain; physiological parameters; facial expression; artificial intelligence; intelligent pain assessment system; pain management; multimodal data

外科术后疼痛是机体因手术组织损伤所引起的急性应激反应^[1]。我国外科术后患者疼痛发生率为 96.6%^[2], 高于发达国家的 86.0%^[3]。外科术后疼痛若控制不当易引发多种并发症, 增加医疗成本。传统疼痛管理模式因依赖视觉模拟评分法 (Visual Analogue Scale, VAS)、疼痛数字评分法 (Numerical Rating Scale, NRS) 等主观评分, 易受患者认知、沟通能

力、护理评估频次等因素影响, 约 30% 中重度疼痛患者干预不及时, 且方案缺乏个体化^[4-6]。国外临床实践指南强调术后疼痛多维度评估、评估与干预即时联动及个体化镇痛^[7], 但传统模式仍难以实现连续、实时、智能精准的术后疼痛管理。人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术可整合多维度数据提升疼痛评估准确性, 同时面部表情识别等多模态评估技术优势显著, 为智能管理奠定基础^[8]。但当前 AI 在疼痛管理的研究多聚焦单一模态数据或单一算法, 如仅依赖生理指标或面部表情单维度建模^[9], 未充分整合多模态数据的互补优势, 难以适配临床个体化需求。鉴

作者单位: 杭州市余杭区第一人民医院综合外科 (浙江 杭州, 321000)

陈晓琴: 女, 本科, 主管护师, 护士长, 283938442@qq.com

收稿: 2026-02-10; 修回: 2026-04-21

此,本研究构建多算法融合的智能评估系统,整合生理指标与面部表情多维度数据评估疼痛,以期提供智能化、个性化方案,提升护理质量与患者康复效果。

1 资料与方法

1.1 一般资料 便利选取 2025 年 1—12 月在我院接受普外科手术的患者作为研究对象。纳入标准:①年龄>18 岁;②认知正常,能理解 VAS、NRS 评分规则;③知情同意,自愿参与本研究。排除标准:①既往诊断为严重的精神疾病或痴呆;②存在显著的认知障碍,简易智力状态检查(Mini-Mental State Examination, MMSE)评分<24^[10];③术后出现严重并发症,如血流动力学不稳定[需血管活性药物维持血压或持

续低血压(平均动脉压<65 mmHg)>30 min],呼吸功能不全[术后非计划性有创/无创通气(麻醉复苏除外)或 PaO₂/FiO₂<300],活动性大出血(24 h 内输血量>4 U 红细胞或需二次手术止血),严重感染/脓毒症,及主要脏器并发症[如急性心肌梗死、急性肺栓塞、吻合口漏、急性肾损伤(KDIGO 2 期及以上)]。将 2025 年 1—6 月术后 800 例患者设为对照组;2025 年 7—12 月术后 800 例患者为干预组。两组一般资料比较,见表 1。本研究经本院伦理委员会审查批准(20251101)。所有研究对象在术前由研究护士充分告知研究目的、数据采集内容(包括面部图像)及隐私保护措施,并签署书面知情同意书。

表 1 两组一般资料比较

组别	例数	性别(例)		年龄 (岁, $\bar{x} \pm s$)	基础疾病(例)		手术时间 (min, $\bar{x} \pm s$)	麻醉方式(例)	
		男	女		高血压	糖尿病		全身麻醉	椎管内麻醉
对照组	800	423	377	48.2±12.5	235	186	110.5±30.6	588	212
观察组	800	418	382	47.8±13.1	231	183	108.4±36.2	592	208
t/χ^2		0.063		0.625	0.048	0.032	1.134	0.052	
P		0.802		0.532	0.826	0.859	0.257	0.820	

1.2 疼痛管理方法

对照组采用传统疼痛管理模式,当患者自诉疼痛时,护士采用 NRS 评分评估疼痛等级,及时汇报医生调整镇痛方案。观察组采用基于多模态生理数据和 AI 算法的智能疼痛管理评估系统,实施疼痛闭环管理。

1.2.1 基于多模态生理数据的疼痛 AI 评估系统构建

1.2.1.1 评估指标筛选与数据采集 外科术后疼痛引发多系统生理变化,指标筛选需兼顾敏感性、特异性与临床可行性。①确定评估指标。本研究遵循国际围术期疼痛管理共识的推荐框架^[11],依据《成人术后疼痛管理临床实践指南(2024 版)》^[12]的建议,疼痛评估需结合患者自评与生理指标监测,尤其对于术后无法有效自评的患者应重点观察心率、血压等生理反应。基于上述指南及疼痛自主神经生理机制^[13-15],本研究选定心率(HR)、收缩压(SBP)、舒张压(DBP)、皮电活动(EDA)、呼吸频率(RR)及面部表情特征为核心指标。其中,心率、收缩压随疼痛强度升高而上升,中重度疼痛患者心率平均升高 15~20 次/min、收缩压升高 10~15 mmHg;皮电活动对轻度疼痛敏感性更高,可用于早期识别^[16];呼吸频率在中重度疼痛时升高 5~8 次/min,与疼痛持续时间呈正相关;面部表情特征能提取疼痛相关参数,适用于无法自主表达的患者。②制订数据标准化采集流程。心率、收缩压、舒张压、呼吸频率采用经认证的多参数监测仪采集,误差分别控制在±2 次/min、±3 mmHg、±1 次/min 内;皮电活动用腕部传感器以 10 Hz 频率采集;面部表情特征用≥30 每秒帧数(fps)高清摄像头采

集,镜头距面部 1.5~2.0 m。

1.2.1.2 基于 AI 算法构建疼痛 AI 评估系统与验证

以对照组 800 例术后患者数据为建模数据集,计算每例患者的数据缺失率,保留缺失率<5%的样本(最终纳入有效样本 764 例),缺失值采用线性插值法填补。将有效样本按 3:1 的比例随机划分为训练集($n=573$)与验证集($n=191$)。采用多算法融合构建疼痛评估系统,分三层:特征层分别提取生理指标与面部表情数据特征,融合层以注意力机制赋权(生理数据 0.6、面部表情 0.4),输出层用 softmax 函数输出 0~10 分疼痛等级。

1.2.1.2.1 面部表情图像数据处理 采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)处理面部表情图像数据。其具备强大的局部特征提取与空间结构保留能力,能精准捕捉皱眉、眼睑紧张等疼痛相关面部细微动作及肌肉变化,且通过卷积与池化操作降低数据维度、减少冗余,提升特征提取效率与准确性,适配疼痛表情的复杂识别需求。通过 3 层卷积层、2 层池化层及 1 层全连接层提取输出特征向量。面部表情特征转化流程包括 3 个步骤:图像预处理、动作单元提取与特征编码。①图像预处理:对采集的面部图像进行灰度归一化、人脸对齐(基于 68 个面部特征点定位)、去除背景噪声处理,确保面部区域完整提取。②动作单元提取:首先 CNN 模型被训练成一个通用的面部动作单元检测器,通过识别与疼痛相关的核心动作单元——来源于面部动作编码系统(Facial Action Coding System, FACS),包括皱眉(AU4)、脸颊上提(AU6)、眼睑紧张(AU7)、鼻根皱起(AU9)、鼻唇沟加深(AU10)、上唇上提(AU12)、

下巴上抬(AU17)、嘴唇拉伸(AU20)、张口(AU25)、下颌下压(AU26)、嘴张大(AU27)、闭眼(AU43) 12 个关键动作单元,输出各动作单元的强度值(0~5 级)。③特征编码:将 12 个动作单元的强度序列与面部动作编码系统融合,生成 32 维特征向量,作为 CNN 模型的输出,实现面部表情信息向可建模数据的转化。

1.2.1.2.2 生理时序数据处理 采用随机森林(Random Forest, RF)与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)两种算法分别处理心率、收缩压、舒张压、呼吸频率、皮电活动数据,通过性能对比择优确定最终模型。具体流程包括以下 4 个步骤:①特征提取与数据划分。由于原始波形信号对疼痛状态的表征能力有限,难以直接精准建模。因此,本研究对原始采集的 5 类生理信号进行 Z-score 标准化处理以消除量纲影响,并通过特征工程技术对数据进行深度挖掘——从心电/脉搏信号中提取心率变异性的时域、频域及非线性特征,从皮电信号中提取特定频段能量特征,构建特征矩阵。②双模型并行训练。在训

练集上分别训练随机森林和支持向量机模型。随机森林模型采用集成学习策略,通过构建多棵决策树并投票输出结果。该模型对高维生理数据的非线性关系具有较强拟合能力,且能输出特征重要性评分,便于临床解释。经网格搜索优化,设置决策树数量为 100 棵,最大深度为 10。支持向量机模型采用径向基核函数(RBF),通过寻找最优超平面实现疼痛等级分类。该模型在小样本条件下具有良好泛化能力,对异常值不敏感。经 5 折交叉验证优化,设置惩罚参数 $C=1.0$,核参数 $\gamma=\text{'scale'}$ 。③性能对比与模型择优。在验证集上比较随机森林和支持向量机模型的预测性能,评估指标包括准确率、精确率、召回率、F1 值及受试者工作特征曲线下面积。选择综合性能更优者作为生理时序数据的最终处理模型。④最优模型输出。将择优后的模型输出特征向量(本研究为随机森林算法输出的特征重要性向量,共 28 个核心特征,如心率变异性、皮电活动特定频段能量等)传递至融合层,与面部表情特征向量进行注意力机制融合。疼痛 AI 评估系统见图 1。



图 1 疼痛 AI 评估系统

1.2.1.1.3 疼痛 AI 评估系统临床验证 选取 2025 年 7—8 月我院普外科术后患者 50 例进行模型临床验证, AI 评估结果与护理人员评估结果(护理人员评估时,由患者采用 VRS 报告疼痛程度)的一致性 Kappa 值为 0.88($P<0.05$),其中轻度疼痛(1~3 分)、中度疼痛(4~6 分)、重度疼痛(7~10 分)的一致率分别为 0.85(17/20)、0.92(23/25)、0.80(4/5),表明评估结果具有较高的临床可信度。

1.2.2 疼痛 AI 评估系统的应用 病房床位旁部署多参数生理监测仪、腕部 EDA 传感器及 ≥ 30 fps 高清摄像头(床头侧方 1.5~2.0 m 处)。录入患者手术类型、年龄等信息建立个性化档案。患者手术返回病房后启动监测,生理监测仪每分钟采集心率等数据, EDA 传感器 10 Hz 采集皮电活动信号,摄像头每分钟汇总面部数据。所有生理数据与面部图像数据在采集后立即进行本地加密并传输至 AI 服务器(延

时<100 ms)。数据传输严格遵循 HL7 FHIR 国际标准,并通过 SSL/TLS 协议进行加密传输。面部表情等敏感图像数据在完成特征提取后,原始图像立即销毁,仅保留无法反向识别个人身份的特征向量。AI 服务器每 5 分钟分析数据,输出疼痛等级及风险值,中重度疼痛或高风险(1 h 内疼痛可能会升高)时触发警报。根据评估结果结合患者年龄、体质量、手术方

案、过敏史等实际情况,系统给出干预建议(疼痛干预策略由研究团队依据指南^[12]和团体标准^[17]制订,嵌入到系统中,系统评估疼痛等级后,自动给出建议)。护理人员 10 min 内核对并执行干预建议,实时记录。干预后 30 min 采集反馈数据,生成评估报告。具体流程见表 2。

表 2 外科术后疼痛 AI 评估与镇痛干预闭环管理流程及核心任务

环节	核心任务	责任主体	时间要求	输出结果
实时监测	采集心率、血压、呼吸频率、皮电活动及面部表情数据	智能设备	持续采集,1 次/min 汇总	标准化多模态生理数据集
智能评估	AI 模型分析数据,生成疼痛等级与风险预警	AI 服务器	数据汇总后 5 min 内	疼痛等级(0~10 分)、疼痛加剧风险值(0~100%)
精准干预	核对 AI 干预建议,执行非药物/药物干预	护理人员	评估结果生成后 10 min 内	干预执行记录、患者反馈记录
效果反馈	采集干预后 30 min 生理数据与患者疼痛评分	智能设备+护理人员	干预后 30 min 内	干预效果评估报告(有效/无效/部分有效)
模型优化	整合反馈数据更新模型参数,提升评估准确率	AI 服务器	每日凌晨自动更新	优化后的 AI 评估模型

1.3 评价方法 ①疼痛评估准确率:由经过统一培训的研究护士,于术后 24 h 采用 VAS 指导患者回顾并报告其术后 24 h 内所经历的最剧烈疼痛等级,作为金标准。对照组(以同期责任护士在护理记录中对该患者术后 24 h 内最高 NRS 评分)的记录作为评估结果;观察组以 AI 系统在术后 24 h 内输出的最高疼痛等级作为评估结果。各疼痛等级评估准确率=(该等级下评估结果与患者自评一致的例次/该等级下总评估例次)×100%。②患者疼痛管理满意度:采用自行合计的术后疼痛管理满意度量表于患者出院前 24 h 内进行调查。包括疼痛教育(4 个条目)、疼痛控制效果(3 个条目)、护士响应及时性(3 个条目)、人文关怀(2 个条目)共 4 个维度 12 个条目。采用 Likert 5 级计分法,“非常不满意”至“非常满意”依次计 1~5 分。总分 12~60 分,得分越高表示满意度越高。

1.4 统计学方法 采用 SPSS25.0 软件进行统计分析。计量资料以($\bar{x} \pm s$)表示,计数资料以频数表示。组间比较采用 *t* 检验、 χ^2 检验。检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结果

2.1 两组疼痛评估准确率比较 见表 3。

表 3 两组疼痛评估准确率比较

疼痛等级	组别	评估例次	准确例次	评估准确率(%)	χ^2	<i>P</i>
轻度疼痛	对照组	331	216	65.3	50.544	<0.001
	观察组	326	289	88.7		
中度疼痛	对照组	307	240	78.2	24.802	<0.001
	观察组	313	289	92.3		
重度疼痛	对照组	162	133	82.1	5.057	0.025
	观察组	161	146	90.7		

2.2 两组患者疼痛管理满意度比较 对照组疼痛管

理满意度总分(41.2 ± 6.5),观察组为(48.6 ± 5.2),两组比较,差异有统计学意义($t=25.144, P<0.001$)。

3 讨论

3.1 疼痛 AI 评估系统可提高疼痛评估准确率 本研究显示,应用基于多模态生理数据与 AI 算法的疼痛评估系统后,术后疼痛评估准确率显著高于对照组(均 $P<0.05$)。主要原因在于传统模式依赖患者的认知与表达能力,部分患者难以准确自评;而疼痛 AI 评估系统选取的指标与疼痛生理机制相关,可以弥补单一指标局限^[18-20],且心率、皮电活动等客观生理指标不依赖患者主观报告。Park 等^[21]研究显示,面部表情模型预测重度疼痛的受试者工作特征曲线下面积达 0.93,优于生理信号模型。本研究同时融合 5 类生理信号与面部表情特征,通过在特征层引入注意力机制实现动态赋权(生理数据 0.6、面部表情 0.4),突破了现有研究多为单一模态或简单拼接的局限,整体评估准确率达 90.5%(724/800),高于国外系统综述中报告的多项 AI 模型的准确率范围^[22-23]。从疼痛分级角度看,观察组在轻度疼痛评估准确率上提升最为显著,轻度疼痛的早期识别是实现预防性镇痛的关键前提。传统模式对轻度疼痛评估准确率偏低(65.3%),源于其依赖患者主动报告和护士定时评估的被动机制,轻度疼痛患者往往因耐受性或担心打扰医护人员而选择不报告,导致疼痛进展为中重度后才被干预。疼痛 AI 评估系统通过连续监测心率、皮电活动等对疼痛敏感的生理指标,能够在患者主观报告前捕捉到疼痛相关的生理波动。研究筛选出的 28 个核心特征中,心率变异性的低频/高频比值和皮电活动的特定频段能量(0.045~0.250 Hz)对轻度疼痛具有较高敏感

度,这是轻度疼痛评估准确率大幅提升的技术基础。中度疼痛、重度疼痛评估准确率分别提升 14.1%、8.6%,随着疼痛等级升高,提升幅度呈递减趋势,这反映了传统模式对中重度疼痛已有相对成熟的评估经验,而疼痛 AI 评估系统的优势更多体现在对轻微、不典型疼痛信号的捕捉能力上,实现不同疼痛等级的精准区分,强化轻度疼痛早期识别,利于前置干预。

3.2 疼痛 AI 评估系统可提高患者疼痛管理满意度

本研究显示,观察组患者疼痛管理满意度评分显著高于对照组($P<0.05$)。这一差异不仅源于疼痛本身的有效缓解,更与患者感知到的“被关注感”相关。传统模式护士每 4 小时使用 NRS 评估 1 次,评估的间断性导致易错过疼痛峰值;同时患者需要主动报告疼痛或等待护士巡查才能被干预,过程中存在“患者犹豫—等待巡查—护士评估—汇报医生—等待医嘱—执行干预”的多环节延迟。疼痛 AI 评估系统实现连续性监测,消除了评估盲区,确保疼痛事件在发生后最短时间内被识别。一旦判定疼痛评分 ≥ 4 分或预测 1 h 内可能升级,立即向护理终端推送预警信息,将“被动响应”转变为“主动预警”。预警信息同步呈现患者当前生理参数、疼痛趋势曲线及推荐干预方案,减少了传统模式中评估—汇报—医嘱—执行的四环节传递延迟。当患者疼痛加剧时护士能够主动到场而非被动等待呼叫,这种照护模式的转变提升了患者的满意度。

4 结论

本研究通过整合心率、皮电活动等生理指标及面部表情,多算法融合用于疼痛智能评估,疼痛评估准确率提升至 90.5%,尤其在轻度疼痛识别上优势明显,解决了传统 NRS 评分依赖主观表达、间断评估、无法预警的三大核心局限。但系统还存在以下问题:①临床实践中患者翻身、咳嗽、下床活动等行为可导致心率、皮电活动等数据波动,可能造成评估误差,需开发更稳健的生理传感器和抗运动干扰算法;②部分患者的基础生理参数受心功能、颅内压等因素影响,可能干扰疼痛特异性信号的识别;③硬件部署成本较高,每病房约 5 万元的设备投入(含多参数监测仪、面部采集终端),可能制约基层医院推广应用。未来研究可引入语音特征(呻吟频率、强度)、行为特征(肢体活动频率、睡眠姿势变化)等维度,提升模型鲁棒性;同时,可引入联邦学习架构,在保护患者隐私前提下整合多中心数据,提升模型泛化能力。

参考文献:

[1] Small C, Laycock H. Acute postoperative pain management[J]. Br J Surg,2020,107(2):e70-e80.
[2] 金菊英,彭丽桦,闵苏,等. 重庆地区部分医院住院患者手术后疼痛现状的横断面调查与分析[J]. 重庆医科大学学报,2019,44(3):340-346.
[3] Gan T J, Habib A S, Miller T E, et al. Incidence, pa-

tient satisfaction, and perceptions of post-surgical pain: results from a US national survey[J]. Curr Med Res Opin,2014,30(1):149-160.
[4] 余守章,郑彬,曹汉忠,等. 基于智能化镇痛技术的《患者自控镇痛临床应用规范专家共识》解读与实施展望[J]. 中华疼痛学杂志,2025,21(2):202-206.
[5] 冉利娟,王玉凤. 多维度镇痛管理方案辅助普外科术后患者非甾体抗炎药疼痛控制及改善睡眠质量的效果观察[J]. 中国药物滥用防治杂志,2025,31(9):1599-1601,1607.
[6] 翟越,虞正红,王颖,等. 护理临床决策支持系统疼痛专项模块的构建及应用[J]. 护理学杂志,2022,37(9):1-5.
[7] Chou R, Gordon D B, de Leon-Casasola O A, et al. Management of postoperative pain:a clinical practice guideline from the American Pain Society, the American Society of Regional Anesthesia and Pain Medicine, and the American Society of Anesthesiologists' Committee on Regional Anesthesia, Executive Committee, and Administrative Council[J]. J Pain,2016,17(2):131-157.
[8] Zhang J T, Hu X Y, Duan W, et al. Application of deep learning-based facial pain recognition model for postoperative pain assessment[J]. J Clin Anesth,2025,105:111898.
[9] Nguyen M, Yang H, Dao D, et al. Dual-stream transformer approach for pain assessment using visual-physiological data modeling[J]. Peer J Comput Sci,2025,11:e3158.
[10] 中国痴呆与认知障碍诊治指南写作组,中国医师协会神经内科医师分会认知障碍疾病专业委员会. 2018 中国痴呆与认知障碍诊治指南(一):痴呆及其分类诊断标准[J]. 中华医学杂志,2018,98(13):965-970.
[11] Pogatzki-Zahn E M, De Lucia S, Weinmann C, et al. A core outcome set of measurement instruments for assessing effectiveness and efficacy of perioperative pain management: results of the international IMI-PainCare PROMPT Delphi consensus process[J]. Br J Anaesth,2025,134(5):1460-1473.
[12] 中华医学会麻醉学分会疼痛学组《成人术后疼痛管理临床实践指南(2024 版)》工作组. 成人术后疼痛管理临床实践指南(2024 版)[J]. 中华麻醉学杂志,2025,45(9):1045-1079.
[13] Erden S, Demir N, Ugras G A, et al. Vital signs:valid indicators to assess pain in intensive care unit patients? An observational, descriptive study[J]. Nurs Health Sci,2018,20(4):502-508.
[14] Arbour C, Gélinas C. Are vital signs valid indicators for the assessment of pain in postoperative cardiac surgery ICU adults? [J]. Intensive Crit Care Nurs,2010,26(2):83-90.
[15] Forte A J, Avila F R, Bornha S, et al. Autonomic parameters correlated to acute postoperative pain in the postanesthesia care unit:a systematic review[J]. Pain Manag Nurs,2026,27(3):295-307.

我管理现状及其影响因素研究[J]. 中国全科医学, 2012,15(10):1120-1123.

[8] Chen X, Wen N, Liu J, et al. Self-management and COPD: a qualitative study to explore the perceived barriers and recommendations to improve COPD management using the Information-Motivation-Behavioral skills model[J]. NPJ Prim Care Respir Med, 2025,35(1):34.

[9] 肖甜,陈晓英,王娜,等. 中国城市社区 COPD 患者急性加重的相关因素调查[J]. 中华疾病控制杂志, 2017, 21(2):110-113,122.

[10] 卢智,董启玉,刘达,等. 基于物联网平台呼吸康复全程管理模式在慢性阻塞性肺疾病患者中的应用[J]. 中国实用护理杂志, 2025,41(24):1866-1873.

[11] Chen Q, Wu X, Huang Y, et al. Internet of Things-based home respiratory muscle training for patients with chronic obstructive pulmonary disease: a randomized clinical trial[J]. Int J Chron Obstruct Pulmon Dis, 2024, 19:1093-1103.

[12] 唐宋,阳晓燕,李立,等. 公共卫生与预防医学学科前沿与思考[J]. 中华医学杂志, 2026,106(20):2085-2090.

[13] Grunbaum S. The integration of artificial intelligence into the diagnosis and treatment of diseases. Current advances and future perspectives in Medicine and Medical Engineering[D]. Sergio Grunbaum; Universidad Central Del Paraguay, 2024.

[14] 中华医学会呼吸病学分会慢性阻塞性肺疾病学组,中国医师协会呼吸医师分会慢性阻塞性肺疾病工作委员会. 慢性阻塞性肺疾病诊治指南(2021 年修订版)[J]. 中华结核和呼吸杂志, 2021,44(3):170-205.

[15] Behmanesh A, Shams R, Soleimanpour S, et al. Internet of things in medical education:a systematic mapping review[J]. Med J Islam Repub Iran, 2025,39:39.

[16] Yoon S, Kim M, Lee W W. Long short-term memory-based deep learning models for screening Parkinson's disease using sequential diagnostic codes[J]. J Clin Neurol, 2023,19(3):270-279.

[17] 汤婷,刘扣英,窦蓓,等. 慢性阻塞性肺疾病患者自我管理量表的构建及信效度检验[J]. 中华护理杂志, 2021,56(2):233-238.

[18] Hernández J D, Spir M A, Payares K, et al. Assessment by proxy of the SF-36 and WHO-DAS 2.0. A systematic review[J]. J Rehabil Med, 2023,55:jrm4493.

[19] 杨珍娇,崔妙玲,张小芳,等. 慢性阻塞性肺疾病急性加重期患者症状群及其影响因素研究[J]. 护理学杂志, 2020,35(3):30-34.

[20] 刘哲屹,景慎艳. 基于多源异构数据融合技术的 AI 大模型在慢性病居家管理平台中的应用研究[J]. 计算机应用文摘, 2025,41(8):118-119.

[21] 陈美佳,胡玉玲,王为杰,等. 频繁急性加重 COPD 患者吸入药物依从性影响因素的质性研究[J]. 护理学杂志, 2025,40(5):37-41,47.

[22] 陈卓,李元军,王锐,等. 慢性阻塞性肺疾病急性加重并发呼吸衰竭危险因素研究现况[J]. 临床医学进展, 2025,15(5):819-824.

[23] 赵露露,赵庆华. 慢性阻塞性肺疾病高危人群健康管理的研究进展[J]. 现代医药卫生, 2024, 40(16):2850-2854.

[24] Adhikari S, Thapa S, Rattanapan C, et al. Evaluating the impact of self-management interventions on COPD outcomes in low- and middle-income countries in Asia;a systematic review[J]. Health Qual Life Outcomes, 2025, 23(1):81.

[25] 吴振云,杨富凯,钮美娥,等. 基于情境识别的 COPD 患者居家疾病管理风险清单的构建及应用[J]. 护理学杂志, 2023,38(20):97-100.

(本文编辑 吴红艳)

.....

(上接第 5 页)

[16] McNaboe R, Beardslee L, Kong Y, et al. Design and validation of a multimodal wearable device for simultaneous collection of electrocardiogram, electromyogram, and electrodermal activity[J]. Sensors (Basel), 2022,22(22):8851.

[17] 中华护理学会. 成人手术后疼痛评估与护理[S]. 2024-01-01.

[18] Fontaine D, Vielzeuf V, Genestier P, et al. Artificial intelligence to evaluate postoperative pain based on facial expression recognition[J]. Eur J Pain, 2022,26(6):1282-1291.

[19] Tighe P J, Harle C A, Hurley R W, et al. Teaching a machine to feel postoperative pain: combining high-dimensional clinical data with machine learning algorithms to forecast acute postoperative pain[J]. Pain Med, 2015, 16(7):1386-1401.

[20] Subramanian A, Cao R, Naeini E K, et al. Multimodal pain recognition in postoperative patients: machine learning approach[J]. JMIR Form Res, 2024,9:e67969.

[21] Park I, Park J H, Yoon J, et al. Machine learning model of facial expression outperforms models using analgesia nociception index and vital signs to predict postoperative pain intensity: a pilot study[J]. Korean J Anesthesiol, 2024,77(2):195-204.

[22] Khanagar S B, Alfadley A, Alfouzan K, et al. Developments and performance of artificial intelligence models designed for application in endodontics:a systematic review[J]. Diagnostics (Basel), 2023,13(3):414.

[23] Huo J, Yu Y, Lin W, et al. Application of AI in multi-level pain assessment using facial images:systematic review and meta-analysis[J]. J Med Internet Res, 2024,26:e51250.

(本文编辑 宋春燕)