

COPD 患者可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的构建及应用

巨宽心^{1,2}, 张颖惠³, 殷旭晓², 庞喜玲², 贾卫华², 谢丽萍², 杨剑⁴, 司霞³,
张丽玉³, 温晶晶², 刘焱², 武燕萍²

摘要: **目的** 探讨可穿戴设备联合 AI 预警联动居家管理小程序在慢性阻塞性肺疾病患者中的应用效果, 为慢性病智慧管理提供实践依据。 **方法** 将 128 例慢性阻塞性肺疾病稳定期患者随机分为对照组与观察组各 64 例。对照组实施常规护理, 观察组在常规护理基础上, 构建 AI 预警居家管理小程序, 联合可穿戴设备实施居家管理, 干预周期为 10 个月。干预前后采用慢性阻塞性肺疾病自我评估测试量表(CAT)、慢性阻塞性肺疾病自我管理量表、健康调查 36 项简表进行调查, 同时记录患者急性加重次数。 **结果** 干预后, 观察组 CAT 评分显著低于对照组, 自我管理能力、生活质量评分显著高于对照组, 急性加重次数显著少于对照组(均 $P < 0.05$)。 **结论** 可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用, 能有效控制患者病情, 提高患者自我管理能力, 改善生活质量。

关键词: 慢性阻塞性肺疾病; 居家管理; 可穿戴设备; 自我管理; 远程监测; AI 预警; 生活质量; 智慧护理

中图分类号: R473.5; R563.3 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2026.15.011

Construction and application of a wearable device combined with an AI-based early warning home management mini-program for COPD patients

Ju Kuanxin, Zhang Yinghui, Yin Xuxiao, Pang Xiling, Jia Weihua, Xie Liping, Yang Jian, Si Xia, Zhang Liyu, Wen Jingjing, Liu Yan, Wu Yanping. Nursing School of Shanxi Medical University, Taiyuan 030008, China

Abstract: **Objective** To investigate the effectiveness of a wearable device combined with an AI-based early warning home management mini-program in patients with chronic obstructive pulmonary disease (COPD), and to provide practical evidence for intelligent management of chronic diseases. **Methods** A total of 128 patients with stable COPD were randomly assigned to either a control group or an observation group, with 64 in each. The control group was given conventional COPD care, while the observation group additionally received home management intervention using the AI-based early warning mini-program integrated with wearable devices over a 10-month period. Before and after the intervention, all patients were assessed using the COPD Assessment Test (CAT), the COPD Self-Management Scale, and the 36-Item Short Form Health Survey (SF-36). The number of acute exacerbations was also recorded. **Results** After the intervention, the observation group had significantly lower CAT scores, whereas significantly higher scores for self-management ability and quality of life, compared with the control group (all $P < 0.05$). The frequency of acute exacerbations in the observation group was significantly lower than that in the control group ($P < 0.05$). **Conclusion** The application of a wearable device combined with an AI-based early warning home management mini-program can effectively control disease progression, and enhance patients' self-management ability and quality of life.

Keywords: chronic obstructive pulmonary disease; home management; wearable device; self-management; remote monitoring; AI early warning; quality of life; smart nursing care

慢性阻塞性肺疾病(Chronic Obstructive Pulmo-

作者单位: 1. 山西医科大学护理学院(山西 太原, 030008); 2. 太原钢铁(集团)有限公司总医院(山西医科大学第六临床医学院)呼吸与危重症医学科; 3. 山西医科大学第二医院护理部; 4. 中北大学软件学院

通信作者: 张颖惠, hlbicuzyh@126.com

巨宽心: 女, 硕士在读, 副主任护师, 护士长, 648460832@qq.com

科研项目: 中国金属学会冶金安全与健康分会健康卫生科研项目(jkws202505); 山西省科技战略研究重点项目(202404030401002)

收稿: 2026-02-02; 修回: 2026-04-15

nary Disease, COPD) 是以持续性气流受限为核心特征的慢性呼吸系统疾病, 气流受限呈渐进性加重^[1-2]。临床主要表现为慢性咳嗽、咳痰、气短及喘息, 病情进展可诱发严重并发症, 显著降低患者生活质量甚至威胁生命安全^[3-4]。临床治疗以药物为主, 辅助氧疗及康复训练, 而疾病远期康复与预后改善的核心在于居家护理^[5-6]。但 COPD 患者多为中老年群体, 自我管理能力薄弱且缺乏专业支持, 导致居家护理效果欠佳^[7-8]。调查显示, 中国城市社区 COPD 患者近 1 年内平均急性发作 1.5 次, 35.4% 在近 1 年内 COPD 急性加重 2 次及以上^[9], 加重家庭与社会负担。因此, 优化居家护理模式极为必要。物联网等智能技术为

COPD 居家护理提供了支撑^[10-11],可弥补传统护理短板,但现有工具局限于基础数据采集,未实现医工交叉^[12](临床医学与工程技术深度融合),且缺乏临床验证,难以适配精准管理需求^[13]。因此,本研究整合临床医学、护理学与智能技术多学科优势构建 AI 预警居家管理小程序,联合可穿戴设备实施居家管理,为优化居家管理路径、推动智慧医疗落地提供实践依据。

1 资料与方法

1.1 一般资料 选取 2024 年 1—12 月太原钢铁(集团)有限公司总医院呼吸与危重症医学科收治的 COPD 稳定期患者为研究对象。样本量估算根据计算公式: $n_1=n_2=2(Z_{\alpha/2}+Z_{\beta})^2\sigma^2/\delta^2$,设定双侧检验 $\alpha=0.05$, $\beta=0.20$,检验效能 $1-\beta=0.80$, $Z_{\alpha/2}=1.96$, $Z_{\beta}=0.842$;基于 COPD 自我评估测试(COPD Assessment Test,CAT)评分改善预期,纳入 20 例患者进行预试验(两组各 10 例),得到 $\sigma=1.95$, $\delta=1.00$,计算每组需 60 例。预估随访脱落率 5%,总样本量为 128 例。纳入标准:①符合《慢性阻塞性肺疾病诊治指南(2021 年修订版)》^[14]诊断标准,GOLD 2~4 级的稳定期;②近 1 年急性加重次数 ≤ 2 次;③具备基本沟通与理解能力;④具备智能手机基础操作

能力(或家属可协助操作),能配合完成干预;⑤自愿参与本研究并签署知情同意书。排除标准:①有严重视力、听力障碍或运动功能障碍(如肢体瘫痪),无法配合干预措施;②有精神疾病(如精神分裂症)、认知功能障碍或意识不清;③并存严重心、肝、肾等重要脏器功能不全(如心力衰竭 NYHA 分级Ⅲ~Ⅳ级、肝硬化失代偿期);④近 3 个月内发生急性心肌梗死、脑卒中或 COPD 急性加重住院。脱落标准:①连续 3 d 及以上间断拨打电话 3 次无人接听或空号;②微信被删除,或连续 3 d 及以上发送信息无回复;③患者或家属主动要求退出;④中途退出研究或失访(随访失联超过 2 周);⑤各种原因导致干预中断。运用 SPSS 软件生成随机序列并编码,放入密封、避光且顺序编号的信封中,由不参与研究的人员保管。患者按入院时间先后顺序编号,随机数字保管人员按顺序拆开信封,信封内随机数字为奇数分配至试验组,偶数分配至对照组。研究期间,干预组脱落 3 例,对照组脱落 4 例,总脱落率 5.47%,最终有效病例共 121 例(对照组 60 例,干预组 61 例)。两组一般资料比较,见表 1。本研究通过太原钢铁(集团)有限公司总医院伦理委员会审批:伦审字(K202523)号。患者均签署知情同意书。

表 1 两组一般资料比较

组别	例数	性别(例)		年龄 (岁, $\bar{x}\pm s$)	GOLD 分级(例)			病程 (年, $\bar{x}\pm s$)	BMI (kg/m ² , $\bar{x}\pm s$)
		男	女		Ⅱ级	Ⅲ级	Ⅳ级		
对照组	60	27	33	62.62±9.23	24	26	10	13.32±6.61	21.13±2.25
观察组	61	30	31	62.21±9.15	22	28	11	13.21±6.53	21.31±2.35
统计量		$\chi^2=0.212$		$t=0.243$	$Z=-0.421$			$t=0.097$	$t=0.440$
P		0.645		0.808	0.673			0.923	0.661

1.2 干预方法

对照组采用常规护理。①健康教育:入院后发放疾病康复训练手册,每周开展 1 次集中健康教育,每次 40~60 min,内容涵盖疾病知识、用药指导、康复训练方法等。②康复训练指导:指导患者进行缩唇呼吸、腹式呼吸等呼吸肌训练(每日 2 次,每次 15~20 min)及散步、太极拳等肢体功能锻炼(每日 2 次,每次 20~30 min)。③随访管理:建立随访制度,于出院后 1 周、1 个月、3 个月、6 个月进行电话随访,了解患者病情变化及护理需求。观察组在常规护理基础上构建 AI 预警居家管理小程序,联合可穿戴设备实施居家管理,干预周期为 10 个月,具体如下。

1.2.1 组建多学科研究团队 由科室主任牵头,组建包含护士长 1 人、慢性病管理医生 2 人、慢性病管理护士 2 人、随访医生 2 人、随访护士 2 人、软件开发工程师 1 人的研究团队。核心成员具备 5 年及以上呼吸系统疾病诊疗或护理经验,且通过 COPD 规范化管理专项培训及考核。护士长负责统筹护理人力资源、规范干预流程与质量控制,督导护理人员落实

随访、健康教育及预警干预工作,协调解决团队运行中的护理管理问题,保障整体干预方案规范、有序、同质化实施。慢性病管理医生(为副主任医师)作为团队诊疗决策核心,结合 AI 预警推送的患者居家监测数据,制订个体化诊疗方案,对预警信号分级处置,精准研判中重度 COPD 患者急性加重风险并调整用药。慢性病管理护士作为团队协调中枢,负责搭建医患沟通桥梁,主导小程序使用指导与操作培训,整合诊疗意见与随访反馈信息,动态更新患者管理档案,同时开展健康教育工作。随访团队采用“医生+护士”配对模式,每组负责 20~25 例患者。随访医生以主治医师为主,针对 AI 预警异常数据开展针对性远程问诊;随访护士负责每日线上巡访,查看患者监测数据与记录信息,对轻度预警信号及时干预,提醒未按时上传数据的患者,记录患者诉求并反馈。软件开发工程师主要负责 AI 预警居家管理小程序的技术维护、数据对接、功能优化及使用故障处理,保障信息化管理平台稳定运行。

1.2.2 AI 预警居家管理小程序开发 小程序由研

究团队中杨剑教授主持研发,命名为“COPD+居家管理”。小程序采用三层架构设计,以医疗物联网(Internet of Medical Things,IoMT)^[15]为理论基础,通过用户交互层、业务服务层、数据存储层的协同运作,实现 AI 预警、居家管理、医患互动三大核心模块的数据实时互通与闭环管理。①三层架构。在用户交互层,小程序通过移动应用端、Web 管理端及家庭看板,为 COPD 患者、家属及医护人员提供多终端入口,支持实时数据查看、预警通知接收及康复计划管理。在业务服务层,AI 预警模块内置经海量临床数据训练的长短期记忆网络(Long Short-Term Memory,LSTM)机器学习模型^[16],系统可自动采集由中北大学自主研发的蓝牙可穿戴设备所监测的血氧饱和度、呼吸频率、血压、脉搏客观生理指标;同时支持患者自主填报咳嗽、咳痰症状及用药依从性等主观信息,实现客观监测数据与主观健康信息的一体化整合与管理。在数据存储层,时序数据库、关系数据库与对象存储分别承载高频率生理数据、结构化管理信息及非结构化文件,并通过定期归档机制保障数据安全与可追溯性,最终形成“数据采集—智能分析—预警干预—康复随访—医患协同”的 COPD 居家管理闭环体系。②三大核心模块。AI 预警模块:当血氧饱和度 ≤ 0.90 、FEV1 较基线下降 $\geq 10\%$ 等预警阈值被触发时,系统启动分级预警:轻度预警以弹窗提醒患者自我调整,中重度预警则同步推送患者信息及异常数据至慢性病管理医生与随访护士移动端,并生成数据趋势图报告以支撑精准干预。居家管理模块:通过用药提醒、个性化健康教育及症状日志记录功能,实现对患者居家康复的全流程支持。护士录入用药方案后,系统按时以语音+文字形式推送提醒,未打卡信息自动同步至护士端;系统按患者 GOLD 分级推送咳嗽方法、呼吸训练技巧等宣教内容并配套课后测试;患者可一键上传每日症状、饮食及运动情况,系统自动生成周报告。医患互动模块:提供在线咨询、视频问诊及复诊预约服务。中重度预警患者可获得慢性病管理医生优先视频问诊。同时小程序通过身份验证、数据脱敏等技术保障患者隐私安全,符合医疗数据规范及医学伦理要求。

1.2.3 可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用 出院时为患者配备蓝牙可穿戴设备(可采集血氧饱和度、呼吸频率、血压、脉搏数据)。慢性病管理护士面对面指导患者小程序的登录方法和使用方法,指导患者每日早晚各测量 1 次血氧饱和度、呼吸频率、脉搏、血压。数据通过蓝牙自动上传至小程序,医护人员通过后台实时查看。每次复诊后可将 FEV1、FEV1/FVC 指标手动上传至小程序,对指标异常者(如 FEV1 较基线下降 $>10\%$),在 24 h 内通过电话或小程序给予在线指导,必要时调整治疗方案。定

期推送家庭氧疗、吸入药物、呼吸功能锻炼等科普知识。可线上随时与慢性病管理医生、护士进行咨询交流。

1.3 评价方法 ①CAT 评分:共 8 项,包括胸闷程度、咳嗽程度、痰液量、受 COPD 影响造成精力衰弱的程度、爬楼时喘气程度等。每项 1~5 分,总分 8~40 分,分数越高则患者症状越严重。于干预前、干预 6 个月、干预 10 个月进行测评。②疾病急性加重次数:记录 10 个月内患者急性加重发生次数。急性加重判定标准参照《慢性阻塞性肺疾病诊治指南(2021 年修订版)》^[14],即需抗生素和/或口服/静脉激素治疗的呼吸道症状急性恶化。③居家自我管理能力和生活质量:居家自我管理采用 COPD 自我管理量表(COPD Self-Management Scale,CSMS)^[17]进行评估,该量表包括 4 个维度(疾病知识 6 个条目、用药管理 6 个条目、症状管理 8 个条目、情绪管理 8 个条目)共 28 个条目。采用 Likert 5 级评分法,“没有”=1 分,“总是”=5 分,反向条目转化为正向计分。总分 28~140 分,得分越高表示自我管理能力越强。该量表各维度 Cronbach's α 系数为 0.82~0.89。生活质量采用健康调查 36 项简表(36-Item Short Form Health Survey,SF-36)^[18]评估,该量表包含生理功能、生理职能、躯体疼痛、一般健康状况、精力、社会功能、情感职能、精神健康 8 个维度,每个维度得分换算为 0~100 分,得分越高表示生活质量越好。总分为 8 个维度得分的平均值。于干预前、干预 10 个月后,由经统一培训的慢性病管理护士进行评估。对文化程度较低的患者采用一对一访谈方式收集数据。

1.4 统计学方法 采用 SPSS23.0 软件进行数据分析。计量资料服从正态分布以 $(\bar{x} \pm s)$ 表示,组间比较采用独立样本 t 检验及重复测量的方差分析;不服从正态分布以 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示,组间比较采用 Wilcoxon 秩和检验。计数资料以频数表示,组间比较采用 χ^2 检验。检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结果

2.1 两组干预前后 CAT 评分及 10 个月内疾病急性加重次数比较 见表 2。

表 2 两组干预前后 CAT 评分及 10 个月内疾病急性加重次数比较

组别	例数	CAT 评分(分, $\bar{x} \pm s$)			急性加重 [次, $M(P_{25}, P_{75})$]
		干预前	干预 6 个月	干预 10 个月	
对照组	60	25.34 $\pm$ 6.58	23.89 $\pm$ 6.12	20.76 $\pm$ 5.98	1(0,2)
观察组	61	25.68 $\pm$ 6.35	18.92 $\pm$ 5.76	14.35 $\pm$ 4.89	0(0,1)
t/Z		0.055	7.922	13.555	-2.725
P		0.943	<0.001	<0.001	<0.001

注:两组 CAT 评分比较, $F_{\text{组间}}=41.366$ 、 $F_{\text{时间}}=2\,484.171$ 、 $F_{\text{交互}}=612.416$,均 $P<0.001$ 。

2.2 两组干预前后居家自我管理能力和生活质量评分比较 见表 3。

表 3 两组干预前后居家自我管理能力及生活质量评分比较
分, $\bar{x} \pm s$

组别	例数	居家自我管理能力		生活质量	
		干预前	干预 10 个月	干预前	干预 10 个月
对照组	60	32.11±3.60	40.72±3.61	67.21±3.80	67.28±3.80
观察组	61	32.36±3.53	56.33±2.76	67.62±3.75	72.16±2.15
<i>t</i>		0.375	26.704	0.598	8.671
<i>P</i>		0.709	<0.001	0.551	<0.001

3 讨论

3.1 可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用可缓解患者症状,减少急性加重次数 COPD 急性加重是导致肺功能不可逆下降、生活质量恶化的关键因素,其发生多与病情变化漏判、干预延误密切相关^[19]。为提升预警精准度, AI 预警模块不仅采集血氧饱和度、呼吸频率等客观指标,还纳入患者自主填报的咳嗽频率、睡眠质量等主观症状,进行多源数据融合分析,相较于单一指标监测,能更精准捕捉急性加重前期信号。基于预警级别制订的差异化响应策略,进一步缩短了干预时效:轻度预警通过弹窗提醒患者调整休息与吸氧,中重度预警则同步推送数据至医护团队并生成对比报告,支持医生 30 min 内完成远程问诊与用药调整,避免病情从轻度波动进展为急性加重。本研究结果显示,干预后观察组 CAT 评分显著低于对照组(组间、时间及交互效应均 $P < 0.05$)。该模式通过 AI 实时监测患者症状、预警病情变化,联动居家管理指导,精准干预,更高效缓解症状,与相关研究结论^[20]契合。观察组 10 个月内急性加重次数显著少于对照组($P < 0.05$),证实该精准预警与干预模式能有效控制病情。

3.2 可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用可提高患者的自我管理能力 自我管理能力不足是 COPD 患者病情控制不佳的首要诱因^[21]。传统健康教育存在单向灌输、缺乏针对性与持续性的弊端,难以满足患者长期管理需求^[22-23]。本研究通过智能设备与个性化指导、实时互动支持的深度结合,实现了自我管理赋能的场景化与精准化。可穿戴设备实时采集血氧饱和度等客观指标,经小程序生成趋势图并发出预警,以数据驱动唤醒患者疾病认知,较传统口头宣教更具说服力,显著增强患者重视程度与主动管理意愿。针对用药不依从、康复训练不规律等共性问题,小程序依托语音与文字双模式用药提醒、 GOLD 分级匹配式康复指导等功能,将管理要求融入日常生活,结合慢性病管理护士一对一操作培训、随访团队每日线上巡访及优先视频问诊服务构建的三级支持网络,既解决了传统护理“一刀切”的局限性,又以随时可及的支持缓解患者焦虑、保障管理连续性。本研究结果显示,观察组干预后 COPD 自我管

理得分显著高于对照组($P < 0.05$),有效提高了患者的自我管理能力。

3.3 可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用可改善患者的生活质量 本研究结果显示,观察组干预 10 个月生活质量评分显著高于对照组($P < 0.05$),表明可穿戴设备联合 AI 预警居家管理小程序的应用能改善患者生活质量。COPD 作为慢性呼吸系统疾病,长期居家管理是延缓病情进展、提升患者生活质量的核心环节^[24]。而自我管理能力不足是当前 COPD 居家管理中的主要痛点,直接影响患者的用药依从性、症状自我监测能力及急性加重早期干预效果,进而导致病情反复、生活质量下降^[25]。本研究构建的 AI 预警居家管理小程序,依托可穿戴设备实现对 COPD 患者呼吸频率、血氧饱和度等生理指标的实时、动态监测,通过 AI 算法精准捕捉指标异常信号并及时预警,同时结合居家管理小程序为患者推送个性化的干预建议,形成“实时监测—智能预警—个性化指导”的闭环模式,让患者在居家场景中能持续获得专业的健康指导,逐步掌握疾病管理的核心技能,有效提升了患者的居家自我管理意识与能力,打破了传统居家管理的局限性,为 COPD 患者的长期居家管理提供了高效、可行的新方案。

4 结论

本研究开发的 AI 预警居家管理小程序集远程监测、智能预警、个性化支持于一体,形成闭环管理,可显著降低急性加重次数,提升 COPD 患者的自我管理能力和生活质量。未来研究将持续优化小程序模块和功能,并扩大样本量,以更全面地验证有效性和可靠性。

参考文献:

[1] Lareau S C, Fahy B, Meek P, et al. Chronic Obstructive Pulmonary Disease (COPD)[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2019, 199(1): P1-P2.

[2] Pauwels R A, Rabe K F. Burden and clinical features of chronic obstructive pulmonary disease (COPD)[J]. Lancet, 2004, 364(9434): 613-620.

[3] Viegi G, Scognamiglio A, Baldacci S, et al. Epidemiology of chronic obstructive pulmonary disease (COPD)[J]. Respiration, 2001, 68(1): 14-19.

[4] Cohen B H, Ball Jr W C, Brashears S, et al. Risk factors in chronic obstructive pulmonary disease (COPD)[J]. Am J Epidemiol, 1977, 105(3): 223-232.

[5] 徐丹丹, 王丽娟. 慢阻肺患者居家如何进行肺康复训练?[J]. 科学生活, 2024(9): 82-83.

[6] 赵杰, 丁菊花, 魏丽芝, 等. 老年 COPD 患者自我管理类型及特征的聚类分析[J]. 护理学杂志, 2022, 37(3): 88-92.

[7] 张彩虹, 何国平, 李继平, 等. 慢性阻塞性肺疾病患者自

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)