

数字表型在临床护理中的应用进展

田书川¹, 王越¹, 魏绍辉², 黄崔焱³, 李瑶瑶⁴, 马晓俊¹, 李超⁵

摘要:对数字表型在临床护理中的应用现状进行系统梳理,从症状监测与早期识别、风险预测与决策支持、个性化干预与自我管理支持、远程随访与延续护理 4 个维度进行深入剖析,阐述了数字表型在症状监测、风险预测、个性化干预及远程随访中的临床应用价值。指出数字表型应用面临技术标准化及与临床信息系统整合等挑战,并提出开发面向护理人员的可视化决策支持系统、促进多模态数据融合、推动即时适配干预与数字表型有效结合等发展方向,以期数字表型在临床护理领域的本土化应用与创新发展提供参考。

关键词:数字表型; 数字健康; 健康数据; 可穿戴设备; 症状监测; 决策支持系统; 护理干预; 综述文献

中图分类号:R47 **DOI:**10.3870/j.issn.1001-4152.2026.12.115

Application progress of digital phenotyping in clinical nursing Tian Shuchuan, Wang Yue, Wei Shaohui, Huang Cuiyao, Li Yaoyao, Ma Xiaojun, Li Chao. School of Nursing, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, China

Abstract:Digital phenotyping in clinical nursing is systematically reviewed from four dimensions: symptom monitoring and early identification, risk prediction and decision support, personalized intervention and self-management support, and remote follow-up and transitional care. This review elucidates the clinical value of digital phenotyping in symptom surveillance, risk stratification, individualized intervention, and remote follow-up. It points out that the application of digital phenotyping faces challenges including technological standardization, and integration with clinical information systems. Finally, future directions are proposed, such as developing nurse-oriented visual decision-support systems, advancing multimodal data fusion, and promoting the effective integration of just-in-time adaptive interventions with digital phenotyping, with the aim of providing evidence to inform localized application and innovative development of digital phenotyping in the field of clinical nursing.

Keywords:digital phenotyping; digital health; health data; wearable devices; symptom surveillance; decision-making support system; nursing intervention; literature review

连续性的症状监测与动态评估是指导医护人员开展个性化干预、促进患者康复,改善患者生活质量的关键环节。在传统临床护理中,由于医护人员评估的滞后性与患者自身报告疲劳等因素,患者健康数据的收集往往缺乏连续性与动态性,从而制约了护理干预的及时性与精准性^[1-2]。近年来,随着智能手机和可穿戴设备的快速发展,数字表型(Digital Phenotyping)作为一种新兴的数据采集与分析技术逐步应用于临床护理。数字表型通过个人数字设备连续、全面地采集个体的生理指标、行为模式及环境信息,实现对患者健康状态的动态刻画,为临床护理评估提供了新的视角^[3-4]。与传统评估方法相比,数字表型能够捕捉到更客观、连续的患者状态,有助于医护人员制订更具针对性的护理方案。数字表型不仅能够获得更客观、连续、实时的患者数据,还能有效减少回忆偏

倚与报告疲劳,显著提高数据的客观性与完整性^[5-6]。值得关注的是,数字表型不仅可通过连续监测实现健康状态的即时评估与及时干预,还可基于行为数据预测症状变化或疾病复发,为提前识别护理风险、实施预防性干预提供依据^[7]。目前,国外有关数字表型与临床护理实践结合的研究较为丰富^[8],而国内研究在概念界定与临床推广等方面还存在不足。因此,本文全面分析数字表型在临床护理中的应用进展,探讨其在症状监测、风险预测、个性化干预及远程随访等护理功能中的具体应用与临床意义,以及当前面临的挑战和未来发展方向,以期数字表型在临床护理领域的推广与创新提供参考。

1 数字表型的概述

1.1 数字表型的概念内涵与核心特征 2015 年, Onnela 等^[5]首次提出数字表型的概念,将其定义为通过智能手机和可穿戴设备连续收集个体数据,并运用计算方法进行分析,从而客观、量化地揭示个体行为模式和生理状态的技术。由数字设备收集并用于刻画个体健康状态的客观、量化的生理和行为数据被称为数字生物标志物^[9]。数字表型的核心特征包括:①自动性。数据由数字设备在用户无感知状态下自动采集,无需患者主动配合^[10]。②连续性。可实

作者单位:1. 山西医科大学护理学院(山西 太原,030001);2. 山西医科大学第一医院住院部;3. 西安交通大学第二附属医院皮肤科;4. 西安交通大学第一附属医院护理部;5. 山西白求恩医院消化内科

通信作者:魏绍辉, wsh100002006@126.com

田书川:女,硕士在读,学生,358489478@qq.com

收稿:2026-01-11;修回:2026-03-12

现全天候不间断的数据采集,捕捉健康状态的动态变化。③互补性。基于数字设备的自动记录避免了自我报告的主观偏倚与回忆偏差,通过将自动采集的客观数据与主动采集的自我报告数据相结合,弥补单一评估方式的局限,两类数据相互补充、相互验证,减少了回忆的主观偏倚,提高了数据的客观性与完整性^[6]。上述特征使护理人员能够通过数字表型分析结果获取患者在真实生活环境中的健康数据,为护理人员开展连续评估、风险识别及精准护理干预提供了可靠的数据支持^[11]。

1.2 数字表型的技术载体与分析方式

1.2.1 技术载体 在技术载体层面,智能手机和可穿戴设备是当前数字表型数据采集的主要工具。研究表明,智能手机内置多种传感器,包括全球定位系统(GPS,用于追踪位置轨迹与移动模式)、加速度计(用于测量运动加速度与活动水平及久坐时间)、陀螺仪(用于检测设备角速度与姿态变化)、麦克风(用于采集语音特征、环境声音及睡眠相关音频)、光线传感器(用于感知环境光照条件以推断睡眠模式);蓝牙和Wi-Fi模块用于检测社交接触与环境信息。此外,通话记录、短信日志、应用程序使用情况及屏幕开关状态等数据也可反映个体的社交互动与手机使用行为^[12-13]。

1.2.2 分析方式 数字表型分析可从生理、心理、行为、环境等多个维度为个体健康的护理评估提供参考依据^[5]。其中,生理表型分析方式借助可穿戴医疗设备、智能手表、心率监测仪等采集心率、血压、血糖水平、呼吸频率等生理数据,辅助医护人员评估个体生命体征、代谢状态及生理功能^[14-15];心理表型分析方式通过心理评估问卷调查、通话记录、短信及社交媒体活动获取相关心理数据,依据个体认知功能、情绪波动、压力水平等指标判断健康状况,了解个体的社会与心理健康状态^[12,16];行为表型分析方式通过智能手机、可穿戴设备监测并分析步数统计、睡眠模式及手机使用时间情况等日常行为数据,这些数据能够反映个体运动强度、生活作息与社交行为规律^[17-18];环境表型分析方式则利用移动GPS了解患者的位置轨迹,通过智能手机传感器监测周围空气质量和温度等环境因素,分析外部环境对个体身心健康变化的潜在影响^[19-20]。综上,智能手机与可穿戴设备为数字表型的多维度数据采集与分析提供了重要技术支撑,也为护理评估由静态观察向动态监测、由单一指标向多源信息整合提供了实践依据。

2 数字表型在临床护理中的应用

2.1 症状监测与早期识别 症状的动态监测与早期识别是实现精准护理干预、改善患者健康结局的重要前提,也是系统性开展针对慢性病症状护理的关键环节^[21]。研究表明,基于位置轨迹、身体活动、社交互

动等数据构建的行为模式,与个体的压力、焦虑及抑郁状态密切相关^[7,12],有利于护理人员借助数字表型分析进行连续、客观的症状监测,从而优化健康教育内容,并及早进行针对性护理干预。精神心理障碍患者的主观报告常受症状影响,且医护人员难以连续监测出院患者的病情变化^[22]。Abbas等^[23]在一项针对精神分裂症患者的研究中,通过智能手机前置摄像头与麦克风,在患者日常使用手机时被动采集面部表情、头部运动幅度及语音特征等数据。结果显示,患者的面部表情减少、头部运动幅度降低,语音单调程度与阴性症状评分呈显著正相关,且这些数字生物标志物能够有效区分不同病情严重程度的患者,该研究为护理人员提供了一种客观量化精神症状的新途径。在代谢性疾病管理方面,基于连续血糖监测(Continuous Glucose Monitoring, CGM)的数字表型分析能连续记录血糖动态变化^[24],方便护理人员动态评估患者代谢风险,进行早期诊断和个体化生活方式干预。Lord等^[25]开发的SenseToKnow工具通过计算机视觉分析幼儿的注视模式与面部表情,提升了评估的一致性和可重复性,为孤独症的早期识别提供助力。此外,该工具操作简便、耗时较短,便于在社区卫生机构、儿童保健门诊等基层场所推广应用,有助于护理人员在发育关键期对高风险儿童实施早期筛查,并为后续的早期康复干预提供个性化指导依据。

2.2 风险预测与决策支持 数字表型通过对多维数据的连续分析,能够在患者偏离正常状态时及时发出预警,支持护理人员提前识别风险并做出决策,有助于提升干预的精准度和有效性,降低不良事件的发生风险,减少因病情延误导致的医疗资源消耗,从而提高护理的预见性,并改善患者的健康状况。在精神疾病管理中,数字表型分析可以通过动态追踪患者的日常行为变化与生理参数等数据,早期发现病情波动,降低患者的再入院风险,并提升护理人员在后续随访护理管理过程中的针对性。Henson等^[26]构建了一种基于数字表型的异常检测模型,使用智能手机实时、连续采集精神分裂症患者的睡眠时间、日间活动量、外出频率及社交通话时间等行为数据并进行个性化分析,通过机器学习算法识别偏离个体基线的异常行为模式。结果显示,该模型能够在临床复发前2~4周识别出异常行为模式并发出预警信号,使护理人员能够及时采取必要的干预措施,这种基于行为数据的纵向监测模式,展示了数字表型在远程健康监测和护理干预中的应用潜力。术后并发症的早期识别对改善患者预后至关重要。Jacobsen等^[27]将可穿戴设备与自监督深度学习模型相结合,连续采集血液恶性肿瘤患者的心率、体温、血氧饱和度等生命体征数据。研究发现,该系统能够在临床诊断前48h预测严重

并发症的发生,护理人员可根据预警信息提前做好抢救准备、加强病情观察、及时通知医生,从而降低患者不良结局发生率。周茜等^[28]的研究也证实,智慧护理系统在创伤护理一体化团队激活中能够缩短响应时间,改善患者预后。对于慢性病患者,规律、按时、按量服药是决定治疗方案能否发挥预期效果的重要因素。数字表型通过智能药盒与服药提醒系统实时记录患者用药行为,能够识别依从性下降的早期信号,在依从性完全中断前发出预警并触发护理干预^[29],方便护理人员根据用药依从性数据制订个性化的健康教育方案,从而提高患者的服药依从性和长期管理效果。

2.3 个性化干预与自我管理支持 数字表型通过分析患者的行为模式与生理特征,识别影响健康的个体差异因素,为护理人员制订个性化干预方案、支持患者自我管理提供精准依据。在糖尿病护理管理中,Pai 等^[30]通过分析 CGM 与身体活动等多模态数据,识别出糖尿病患者的特定行为与血糖的关联,如餐后步数增加有助于血糖控制。护理人员可基于数字表型数据为患者设计个性化的非药物干预方案,将数字表型分析结果转化为可执行的护理建议,进而促进糖尿病患者的血糖控制。在类风湿性关节炎护理管理中,一项研究通过智能设备数据发现患者症状加重与低气压、高强度活动有关,而日常步数增多则有助于改善症状^[20]。在一项心理健康的研究中,研究者将基于数字表型分析的聊天机器人嵌入 Telegram 平台,系统在日常交互过程中连续收集用户与机器人互动数据、对训练的反馈以及情绪与行为相关指标,并据此进行聚类分析以构建用户画像与内容推荐机制,向实验组推送个性化练习。结果显示,基于在线提醒、社交媒体使用、失眠、注意力与精力水平等因素将参与者分为 4 个亚群,干预组的心理幸福感自我评定在随访中有所提高,且多数参与者表示算法推荐的个性化锻炼具有实用性^[31]。表明数字表型的应用能规范慢性病患者的自我管理行为、促进心理健康自我管理与护理支持,为护理人员开展分层管理与精准随访提供依据。

2.4 远程随访与延续护理 数字表型技术的快速发展推动护理服务从医疗机构向居家及日常生活场景延伸,使得信息化技术与院外护理服务结合得更紧密,为远程随访和延续护理提供了有力的保障^[32]。对于需要长期管理的慢性病及肿瘤患者而言,连续、动态的健康监测是保障护理连续性和改善预后的关键^[33]。一项针对高血压患者的基于数字表型的远程监测的研究结果表明,接受数字表型监测的患者在血压控制、压力管理及活动水平等方面均有显著改善^[34]。这种非侵入性的数据采集方式在降低患者参与负担的同时,有效提升了数据采集的完整性和依从性,可为制订个性化护理方案提供

数据依据,实现以患者为中心的精准化、智慧化延续护理。癌症患者出院后,患者可能面临疲乏、疼痛、营养不良、情绪障碍及复发风险等问题,需要持续的专业支持与健康指导。Delrieu 等^[35]针对接受新辅助化疗的年轻乳腺癌患者开展了 NeoFit 试验,通过数字表型技术连续监测患者的身体活动、睡眠质量及日常功能状态,为护理团队提供院外康复进程的实时信息。远程追踪模式不仅减轻了患者频繁往返医院的负担,也使护理人员能够及时发现康复异常并给予患者指导,有效提升了护理干预的及时性和精准性。

3 启示与展望

3.1 开发面向护理人员的可视化工具与决策支持系统 数字表型技术的临床应用价值在很大程度上取决于能否将患者的海量数据转化为直观、易懂的方式呈现给护理人员,从而支持其做出护理决策。当前,尽管数字表型在数据采集层面已较为成熟,但将原始数据转化为护理人员可直接理解和应用的信息仍是亟待解决的问题。Torous 等^[36]开发的 LAMP 平台提供了一种可借鉴的模式,该平台通过构建临床仪表板,将患者的数字表型数据以图表、趋势线等形式直观呈现,使临床医护人员能够实时查看患者的行为模式变化,并在异常信号出现时自动触发警报。未来,护理领域可聚焦于开发符合护理工作特点流程特点的可视化工具,将复杂的数字表型数据转化为简明易懂的图形化界面,并与现有的电子病历系统实现无缝对接。在此基础上,进一步构建基于数字表型数据的护理决策支持系统,通过整合循证护理证据库与个体化数据分析,为护理人员提供针对性的护理建议与干预提示,有助于提升护理决策的科学性与时效性。同时在系统设计过程中,应充分考虑护理人员的使用习惯与认知负荷,确保工具的实用性与易用性。

3.2 促进数字表型与多模态数据及智能算法的融合 单一模态的数字表型数据往往难以全面反映患者的健康状态,而多模态数据融合能够整合不同来源的信息,提供更为完整的患者画像。Kline 等^[37]的研究指出,多模态机器学习方法通过融合影像学、电子健康档案、基因组学及可穿戴设备数据,能够显著提升疾病预测与数字表型识别的准确性。在护理领域,可将数字表型采集的行为及生理数据与患者的临床检验结果、影像学资料、护理评估记录等进行整合,借助机器学习与深度学习算法挖掘数据间的潜在关联。例如,融合患者的活动轨迹、睡眠模式与实验室指标,可更精准地预测慢性病患者的急性发作风险。Acosta 等^[38]指出,多模态人工智能技术在个性化医疗、远程监测与数字孪生等领域展现出广阔的应用前景。由此可见,护理研究者应积极探索数字表型结合多模态数据融合技术在护理评估与干预决策中的应用。

3.3 推动数字表型与即时适配干预的有效结合 即时适配干预(Just-in-Time Adaptive Intervention, JITAI)是指在个体最需要或最易接受干预的时机根据个体需求和情境即时调整干预的类型及强度,运用信息化手段对患者进行精准干预^[39]。Nahum-Shani等^[40]系统阐述了 JITAI 的核心要素与设计原则,强调其通过实时数据驱动的决策规则,能够实现干预方案的个性化与动态调整。数字表型技术为 JITAI 提供了理想的数据基础,借助数字表型分析技术,JITAI 能够根据患者的即时状态自动触发相应的干预措施。护理人员可尝试结合不同患者群体的疾病特点与护理场景,探索构建 JITAI 决策规则与干预触发机制,验证其在改善护理结局方面的有效性,推动护理模式从被动应对向主动预防的根本性转变。

3.4 提升技术可靠性并推进数据标准化建设 数字表型技术在临床的应用依赖于稳定可靠的数据采集设备与标准化的数据管理体系。在设备性能层面,当前可穿戴设备与传感器技术仍存在诸多局限。如设备传感器在非使用状态下仍连续采集数据等技术缺陷^[12],在一定程度上影响了数据的准确性与临床可用性。此外,设备精度不足、电池续航能力有限、数据采集连续性难以保障等问题,也会制约数字表型技术在临床实践中的应用。在数据管理层面,数字表型数据来源广泛且形式各异,缺乏统一的采集与存储标准。针对上述问题,未来护理领域可以通过设备优化与数据规范进一步提升数字表型在临床中的适用性:在临床真实场景下加强对可穿戴设备的可用性与稳定性评估,聚焦续航、佩戴舒适度、测量准确性及非使用状态识别等关键指标,并将设备使用指导与随访反馈纳入护理流程,以提升患者依从性和数据质量;推动建立护理领域数字表型的核心指标与数据管理标准,明确采集、存储与质量控制要求,促进不同设备与平台间的数据互通,并探索与现有护理信息系统的衔接,为数据驱动的精准护理决策提供支撑。

4 小结

数字表型通过连续、自动地采集个体生理与行为数据,为护理人员实施连续动态性干预提供了有力支持。在精神健康护理与慢性病管理等领域,数字表型已展现出在症状动态监测、复发风险预警及个性化干预支持等方面的应用潜力。然而,当前数字表型技术在我国护理领域的应用仍处于起步阶段。未来应加强多学科协作,开展高质量的本土化实证研究,验证数字表型在我国医疗体制与护理实践环境下的应用效果与实施路径,实现临床护理朝着精准化、个性化以及智能化的方向实现转型升级。

参考文献:

[1] Xia Z, Chikersal P, Venkatesh S, et al. Longitudinal digital phenotyping of multiple sclerosis severity using pas-

sively sensed behaviors and ecological momentary assessments: real-world evaluation [J]. J Med Internet Res, 2025, 27: e70871.

- [2] Onnela J P. Opportunities and challenges in the collection and analysis of digital phenotyping data[J]. Neuropsychopharmacology, 2021, 46(1): 45-54.
- [3] Montag C, Quintana D S. Digital phenotyping in molecular psychiatry: a missed opportunity? [J]. Mol Psychiatry, 2023, 28(1): 6-9.
- [4] 韩娜, 陈梦雨, 李洋, 等. 生态瞬时评估在临床护理中的应用进展[J]. 护理学杂志, 2025, 40(14): 20-24.
- [5] Onnela J P, Rauch S L. Harnessing smartphone-based digital phenotyping to enhance behavioral and mental health[J]. Neuropsychopharmacology, 2016, 41(7): 1691-1696.
- [6] Jenciūtė G, Kasputytė G, Bunevičienė I, et al. Digital phenotyping for monitoring and disease trajectory prediction of patients with cancer: protocol for a prospective observational cohort study[J]. JMIR Res Protoc, 2023, 12(1): e49096.
- [7] Bufano P, Laurino M, Said S, et al. Digital phenotyping for monitoring mental disorders: systematic review[J]. J Med Internet Res, 2023, 25: e46778.
- [8] Pit dos Santos M, Heckler W F, Bavaresco R S, et al. Machine learning applied to digital phenotyping: a systematic literature review and taxonomy [J]. Comput Hum Behav, 2024, 161: 108422.
- [9] Jeong H, Jeong Y W, Park Y, et al. Applications of deep learning methods in digital biomarker research using noninvasive sensing data [J]. Digit Health, 2022, 8: 20552076221136642.
- [10] Heckler W F, Feijó L P, de Carvalho J V, et al. Digital phenotyping for mental health based on data analytics: a systematic literature review[J]. Artif Intell Med, 2025, 163: 103094.
- [11] 常承婷, 刘雨薇, 田亚丽, 等. 精准护理的研究进展[J]. 中国科学: 生命科学, 2022, 52(11): 1731-1737.
- [12] Choi A, Ooi A, Lottridge D. Digital phenotyping for stress, anxiety, and mild depression: systematic literature review[J]. JMIR Mhealth Uhealth, 2024, 12(1): e40689.
- [13] Shvetsov A, Kupper J F, Zheng W Y, et al. Passive sensing data predicts stress in university students: a supervised machine learning method for digital phenotyping [J]. Front Psychiatry, 2024, 15: 1422027.
- [14] Rykov Y G, Ng K P, Patterson M D, et al. Predicting the severity of mood and neuropsychiatric symptoms from digital biomarkers using wearable physiological data and deep learning[J]. Comput Biol Med, 2024, 180: 108959.
- [15] Gibb M, Winter H, Komarzynski S, et al. Holistic needs assessment of cancer survivors: supporting the process

- through digital monitoring of circadian physiology[J]. *Integr Cancer Ther*, 2022, 21:15347354221123525.
- [16] Wang D, Shi Z H. Do psychological distress and digital sports influence the willingness to take the vaccine and precautionary saving? Empirical evidence from Shanghai [J]. *J Public Health*, 2024, 32(8):1371-1383.
- [17] Bryan A D, Jakicic J M, Hunter C M, et al. Behavioral and psychological phenotyping of physical activity and sedentary behavior: implications for weight management [J]. *Obesity*, 2017, 25(10):1653-1659.
- [18] Yeom J W, Kim H, Pack S P, et al. Exploring the psychological and physiological insights through digital phenotyping by analyzing the discrepancies between subjective insomnia severity and activity-based objective sleep measures: observational cohort study [J]. *JMIR Ment Health*, 2025, 12:e67478.
- [19] Lane E, D'Arcey J, Kidd S, et al. Digital phenotyping in adults with schizophrenia: a narrative review [J]. *Curr Psychiatry Rep*, 2023, 25(11):699-706.
- [20] Izumi K, Moriwaki D, Toda T, et al. Smartphone and smartwatch-acquired daily steps, activity, and barometric pressures associated with subjective measures of rheumatoid arthritis: a prospective study for RA digital phenotyping [J]. *Ann Rheum Dis*, 2021, 80(Suppl 1):1099-1100.
- [21] 陈东亮, 王媛飞, 陆晓敏, 等. 症状科学模型在慢性病护理中的应用进展及启示 [J]. *中华护理杂志*, 2023, 58(6):751-757.
- [22] 陶娟, 尹永田. 即时适配干预在精神心理数字医疗中应用的研究进展 [J]. *护理研究*, 2025, 39(15):2657-2662.
- [23] Abbas A, Yadav V, Smith E, et al. Computer vision-based assessment of motor functioning in schizophrenia: use of smartphones for remote measurement of schizophrenia symptomatology [J]. *Digit Biomark*, 2021, 5(1):29-36.
- [24] van den Brink W J, van den Broek T J, Wopereis S, et al. Feasibility of digital phenotyping based on continuous glucose monitoring to support personalized lifestyle medicine in type 2 diabetes [J]. *Maturitas*, 2025, 194:108188.
- [25] Lord C, Wilson R B. Digital phenotyping could help detect autism [J]. *Nat Med*, 2023, 29(10):2412-2413.
- [26] Henson P, D'Mello R, Vaidyam A, et al. Anomaly detection to predict relapse risk in schizophrenia [J]. *Transl Psychiatry*, 2021, 11(1):28.
- [27] Jacobsen M, Gholamipour R, Dembek T A, et al. Wearable based monitoring and self-supervised contrastive learning detect clinical complications during treatment of hematologic malignancies [J]. *NPJ Digit Med*, 2023, 6(1):105.
- [28] 周茜, 裔雅萍, 薛雯, 等. 智慧护理系统在创伤护理一体化团队激活中的实践研究 [J]. *护理学杂志*, 2022, 37(6):62-65.
- [29] Zarate D, Stavropoulos V, Ball M, et al. Exploring the digital footprint of depression: a PRISMA systematic literature review of the empirical evidence [J]. *BMC Psychiatry*, 2022, 22(1):421.
- [30] Pai A, Santiago R, Glantz N, et al. Multimodal digital phenotyping of diet, physical activity, and glycemia in Hispanic/Latino adults with or at risk of type 2 diabetes [J]. *NPJ Digit Med*, 2024, 7(1):7.
- [31] Rocchi G, Vocaj E, Moawad S, et al. Optimizing personalized psychological well-being interventions through digital phenotyping: results from a randomized non-clinical trial [J]. *Front Psychol*, 2025, 15:1479269.
- [32] 辛慧琳, 戴薇薇, 张其健, 等. 移动医疗技术用于慢性伤口居家护理的范围综述 [J]. *护理学杂志*, 2025, 40(7):117-124.
- [33] 陈慈爱, 丁珊妮, 潘红英, 等. 时间观疗法在慢性病患者自我管理中的应用进展 [J]. *中华护理杂志*, 2025, 60(16):2040-2044.
- [34] Kasimovskaya N, Fomina E, Krivetskaya M, et al. Determination of digital biomarkers of disease progression for digital phenotyping of patients with arterial hypertension [J]. *Vasa*, 2024, 53(6):428-436.
- [35] Delrieu L, Hamy A S, Coussy F, et al. Digital phenotyping in young breast cancer patients treated with neoadjuvant chemotherapy (the NeoFit Trial): protocol for a national, multicenter single-arm trial [J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1):493.
- [36] Torous J, Wisniewski H, Liu G, et al. Creating a digital health smartphone App and digital phenotyping platform for mental health and diverse healthcare needs: an interdisciplinary and collaborative approach [J]. *J Technol Behav Sci*, 2019, 4(2):73-85.
- [37] Kline A, Wang H, Li Y, et al. Multimodal machine learning in precision health: a scoping review [J]. *NPJ Digit Med*, 2022, 5(1):171.
- [38] Acosta J N, Falcone G J, Rajpurkar P, et al. Multimodal biomedical AI [J]. *Nat Med*, 2022, 28(9):1773-1784.
- [39] 王晴, 黄晓婷, 唐四元, 等. 即时适配干预在护理领域中的应用进展 [J]. *中华护理杂志*, 2024, 59(4):490-495.
- [40] Nahum-Shani I, Smith S N, Spring B J, et al. Just-in-Time Adaptive Interventions (JITAI) in mobile health: key components and design principles for ongoing health behavior support [J]. *Ann Behav Med*, 2018, 52(6):446-462.