·综述·

可穿戴惯性测量单元在脑卒中下肢康复评定与治疗中的应用研究进展

李天宇[1]　张珂嘉[1]　李乐乐[1]　张颖[2,3]　王春方[2,3]
[1]天津中医药大学,天津　301617;[2]天津市人民医院,南开大学第一附属医院康复医学科,天津 300121;[3]天津市康复医学研究所,天津　300121
通信作者:张颖, zhangying@umc.net.cn

【摘要】 脑卒中常遗留不同程度的下肢功能障碍,准确评估患者残存的下肢运动功能,对个体化康复治疗方案的制订及疗效评估至关重要。可穿戴惯性测量单元(IMU)是一种基于微机电系统的便携式运动测量装置,具有高性价比、不局限于固定场景等优势,可实现人体运动的量化分析,近年来在脑卒中康复领域受到广泛关注。本文就 IMU 在脑卒中下肢康复评估与治疗中的应用、局限性及未来发展方向作一综述,以期为脑卒中下肢康复的精准化与个体化发展提供参考。

【关键词】 可穿戴惯性测量单元;　脑卒中;　下肢功能障碍;　步态
基金项目:天津市自然科学基金重点项目(23JCZDJC01230,22JCZDJC00060);天津市中西医结合脊柱康复重点专科项目(ZDZKKF03)
Funding: Key Project of Tianjin Natural Science Foundation (23JCZDJC01230, 22JCZDJC00060); Tianjin Key Specialty Project for Integrated Traditional Chinese and Western Medicine in Spinal Rehabilitation (ZDZKKF03)
DOI:10.3760/cma.j.cn421666-20251215-01116

脑卒中又称脑血管意外(cerebrovascular accident,CVA),是全球范围内致死和致残的主要疾病之一[1],具有高发病率、高死亡率、高致残率、高复发率的特点[2]。据估计,至 2050 年全球脑卒中相关的经济损失将增加近 1 倍[3]。脑卒中后,损伤部位发生缺血性或出血性改变,常导致神经通路中断和功能受损,约 80%的脑卒中幸存者会遗留不同程度的下肢运动功能障碍[4]。因此,精准的评估与个体化干预对于脑卒中患者的下肢康复至关重要。

近年来,惯性测量单元(inertial measurement unit,IMU)作为一种便携式运动测量设备,已逐渐应用于临床运动分析,并成为价格昂贵的传统三维光学动作捕捉系统(optical motion capture system,OMC)的补充与替代方案[5-8]。IMU 通常由加速度计、陀螺仪、磁力计等传感器组成,可实时采集加速度、角速度和姿态信息,在脑卒中下肢康复中,其既能量化步态时空参数、关节活动度及动态平衡等指标,也能作为实时生物反馈的核心,并参与康复机器人的自适应控制,从而客观评测步态异常、平衡控制障碍及姿势稳定性下降等关键风险因素[9-11]。本文就 IMU 在脑卒中下肢康复中的评估应用、康复治疗、局限性及未来发展方向作一综述,以期为脑卒中下肢康复的精准化与个体化发展提供参考。

IMU 的原理与技术进展

IMU 基于微机电系统,可自主测量物体在三维空间中的线性加速度和角速度,典型 IMU 的核心传感器包括三轴加速度计与三轴陀螺仪,为进一步提升姿态解算精度,许多设备还会集成三轴磁力计以提供航向信息[12]。加速度计多用于感知运动中的加速度变化,可识别运动事件与静态姿态;陀螺仪则可直接用于测量角速度,是捕捉关节角度变化的关键[13]。但加速度计易受高频振动干扰而产生测量噪声;陀螺仪测得的角速度在换算为角度时,会产生累积性漂移误差[14]。为此,常采用互补滤波、卡尔曼滤波等传感器融合算法,以抑制噪声、校正漂移,实现高精度实时姿态解算[15]。

近年来,微机电技术的进步促使 IMU 向微型化、低功耗与高性能方向发展,推动了在康复领域的应用。在下肢康复中,IMU 多被固定于大腿、小腿和足部等关键部位[16],其相关的技术进展主要包括:多模态集成,如与液态金属传感器[17]、压力鞋垫[18]、表面肌电(surface electromyography,sEMG)[19]等融合,实现运动学与动力学、神经肌肉信号的同步采集;更先进的低功耗滤波与压缩算法和面向临床的即时反馈接口的开发[20],可通过可视化、游戏化或触觉反馈等形式提供实时运动引导与数据评估。这些进展为 IMU 在脑卒中下肢康复中的精准、动态、长期评估与个体化应用奠定了技术基础。

IMU 在脑卒中下肢功能评估中的应用

脑卒中后,患者常出现下肢肌肉无力、痉挛和僵硬,导致步态异常,损害独立步行能力,增加跌倒风险,并显著降低其生活质量和社会参与度[21-23]。准确评估脑卒中患者残存的运动能力,对于临床个体化康复治疗方案的制订及疗效评估具有重要意义。当前,临床常用的目测量表评估法虽然简便易行,但主观性强,且无法量化步态参数。而运动捕捉系统(motion capture system,MoCap)、压力传感技术、sEMG 技术等客观方法可在一定程度上弥补上述不足,提供更为客观、精确的量化指标,但这些设备存在成本高昂、操作复杂、局限于实验室环境等弊端,难以适配社区和家庭的康复需求。

IMU 可通过测量物体在三维空间中的线性加速度、角速度及磁场信息，经传感器融合算法计算出受试者实时的三维姿态、运动轨迹和速度，其核心优势在于自主性强、动态范围大、采样率高，不依赖外部信号，且体积小、便携、时间分辨率高、价格低，可支持连续监测等，精准契合了脑卒中康复从医院到社区、家庭的全场景需求，具有推动康复治疗向实时反馈、个体化干预方向转型的潜力。

一、IMU 在下肢运动功能评估中的应用

1.步态时空参数的评估：步态时空参数是脑卒中患者步行功能的直观量化指标，对其进行精准评估是判断神经损伤程度、制订康复方案的核心前提。利用 IMU 量化步态时空参数，不仅是客观评估的基础，更是揭示步态不对称性和易疲劳性等病理特征的关键技术路径。研究显示，与 OMC 系统对比，IMU 在测量步态时空参数方面显示出较高的准确性（尤其是在姿态相位、摆动相位、速度和节奏上），并具有良好的测试-重测信度[24]。此外，IMU 用于识别步态周期中初始接触（initial contact，IC）和终端接触（terminal contact，TC）事件的算法已得到开发与验证，可确保 IMU 在脑卒中患者不规则步态模式下的测量稳健性，为其临床转化提供了方法论基础[25]。脑卒中后，皮质脊髓束损伤可导致肌肉控制失调、肌张力异常、本体感觉减退和双侧协调障碍，进而引发步态不对称性和变异性增加[26]。有研究报道，与健康对照组比较，脑卒中患者的步长、支撑相时长等参数的不对称性较高[27]。Pollet 等[28]进一步结合 6 min 步行测试（6-minute walk test，6MWT）进行动态评估，结果发现，随着行走距离增加，IMU 可动态捕捉到患者步速逐渐下降、步长缩短、步态不对称性加剧导致的“易疲劳”等情况，而健康人则保持相对稳定的步态模式。这也从侧面证实，IMU 在区分脑卒中患者与健康人群的步态特征上具有一定的敏感性。值得注意的是，现有研究多纳入步态异常明显的患者与健康对照人群进行比较，IMU 能否有效鉴别轻度脑卒中患者与健康人群仍有待验证。

2.下肢关节活动度的评估：相较于步态时空参数，下肢关节活动度的评估能更直接地揭示划圈步态、膝过伸等异常模式背后的生物力学缺陷与神经控制障碍。近年来已有研究证实了 IMU 在此领域的可靠性。Feuvrier 等[29]选取 26 例脑卒中后足下垂患者，同步采用 IMU 与 OMC 系统检测步行时足跟触地和摆动中期的踝背屈角度，结果显示，两者测量结果的一致性良好，组内相关系数（intraclass correlation coefficient，ICC）达 0.87～0.88，提示 IMU 在病理步态下能较为准确地捕捉特定的关节运动，有望成为临床康复中关节活动度客观评估的便携工具。Sung 等[30]使用单个低频 23 Hz 的 IMU 结合长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）算法预测下肢多关节角度，在方法学上突破了传统多传感器、高采样率的限制，兼具便携性与低功耗优势，为脑卒中患者居家康复中关节活动度的长期动态监测提供了可行方案。需要指出的是，现有相关研究多在平坦路面上进行，在上下楼梯、转弯等复杂日常活动中的泛化能力仍有待验证，这也是 IMU 被应用于日常生活前需攻克的核心难题之一。

二、IMU 在下肢平衡功能评估中的应用

平衡功能是脑卒中患者实现功能独立的基础[31]。临床上常用 Berg 平衡量表（Berg balance scale，BBS）[32]、Fugl-Meyer 评估平衡亚量表（Fugl-Meyer assessment of balance，FMA-B）[33]等进行评定。但量表存在固有的天花板效应与地板效应，不能精确反映受试者的真实功能水平，因此引入客观仪器评估尤为必要。IMU 为连续、定量地监测姿势控制提供了新途径，但其在脑卒中人群中的测量信效度及敏感性仍存争议，是临床转化的主要瓶颈。

1 项研究将 IMU 分别固定于脑卒中患者上背部（第 7 胸椎水平）和下背部（第 5 腰椎至第 1 骶椎之间），用于评估坐姿和站姿平衡能力，结果显示 IMU 测量具有良好至优秀的可靠性[34]。后续一项多中心研究提出，IMU 测量的脑卒中患者姿势摇摆变化不能有效反映运动质量的改善[35]。两项研究的 IMU 放置位置不同，可能是造成结果解读不同的原因。也有研究尝试将 IMU 采集的姿势摇摆数据与传统量表相结合。Lu 等[36]用双小腿 IMU 采集5 min步行数据，再通过深度学习模型自动预测 BBS 总分，结果显示预测精度较高，且在脑卒中患者亚组中表现稳健，这说明 IMU 评估已不再局限于测量单个参数，而是从孤立参数测量开始迈向整合模式识别的新阶段，但该研究只纳入了仍有步行能力的脑卒中患者，未来应开发更可靠、结果更容易解释的评估方案，并覆盖功能水平不同的患者。

三、IMU 在跌倒风险评估中的应用

脑卒中常伴随运动功能障碍、平衡能力下降、感觉异常等后遗症，导致患者跌倒风险显著高于普通人群，其康复的核心挑战在于，难以量化患者自身功能缺陷与复杂外部环境之间的动态交互作用。传统的临床量表评估场景单一，且主观性强，难以评估患者在复杂动态环境及双重任务负荷下的真实跌倒风险。目前，基于 IMU 采集高分辨率运动学数据，并结合机器学习算法进行特征提取与模式识别，可显著提升跌倒风险判定的客观性与预测精度。

Abdollahi 等[37]的研究验证了 IMU 在脑卒中患者跌倒风险评估中的有效性，该研究通过胸骨单传感器，在“运动-认知”双任务测试中捕捉关键运动参数，并利用随机森林模型实现了高达 91%的预测准确率，为临床及居家场景提供了客观、快速且高精度的量化评估方案。此外，患者的步行环境也会影响跌倒风险。Yıldız[38]提出了环境感知型跌倒风险评估方法，通过 25 层卷积神经网络（convolutional neural networks，CNN）融合多 IMU 信号，实现了对 9 类路面 97.1%的高精度识别。研究发现，小腿传感器对环境变化敏感，能有效区分自身平衡能力下降与路面引起的步态变化，为便携化、精准化的跌倒风险动态评估提供了新途径。

四、IMU 在远程康复评估中的应用

目前，大多数脑卒中患者选择住院进行康复治疗[39]，但住院时间有限，出院后的居家康复同样重要。由于居家时缺乏专业指导与客观监测，患者的康复依从性通常会下降，导致康复效果不理想[40]。IMU 具有便携、可连续监测的特点，能对居家康复训练的质量进行客观量化[41]。已有研究验证了配备 IMU 的上肢手臂康复监测仪的可靠性[42]。另有研究指出，将 IMU 获取的高剂量训练数据与深度学习算法结合，有望实现对康复训练强度的精准测量，推动“数据驱动型”康复模式的发展[43]。未来，可通过长期追踪患者的居家康复数据，并结合机器学习算法，预测患者的恢复潜力。

在社区功能评估方面，Hug 等[44]通过 8 个月的 IMU 监测，

发现患者社区日均移动距离与标准化步行测试结果高度相关。然而,如何构建连接患者、数据与治疗师的安全、高效反馈闭环,仍是实现远程评估临床价值转化的关键瓶颈。未来,远程康复评估系统可考虑超越单纯的监测功能,向“评估-预警-指导”一体的智能化平台发展,通过融合 IMU 数据与其它健康数据,最终推动康复管理向个性化与精准化方向发展。

五、IMU 在康复预后预测中的应用

除了对患者当前的功能状态进行量化评估外,IMU 数据的纵向积累还可为预测其远期康复结局提供新的参考。Kadirvelu 等[45]与 Ricotti 等[46]分别对弗里德赖希共济失调和杜氏肌营养不良患者进行了长达 9~12 个月的 IMU 数据纵向追踪,并利用机器学习算法成功预测了患者数月后的核心临床功能评分,且精度较高。这些研究共同表明,基于长期 IMU 数据构建的预测模型,其性能显著优于仅依赖传统临床评分的模型,有力地证明了连续、长期的 IMU 监测能捕捉疾病或康复过程中细微而关键的运动模式演变,为预测个体恢复潜力提供了客观、高效的技术新范式,也为脑卒中康复的预后评估与研究指明了极具潜力的新方向。

IMU 在脑卒中下肢功能康复治疗中的应用

一、基于 IMU 的生物反馈治疗

基于 IMU 的生物反馈,可将实时监测的运动学参数转化为直观的视听信号,从而增强患者对自身动作的感知与调控能力,促进运动学习能力的提升。可穿戴 IMU 在健康人群中已显示出良好的佩戴舒适性与运动兼容性[47]。在视觉反馈方面,Kim 等[48]将步行过程中 IMU 捕获的足底压力可视化并呈现给患者,结果显示可增强脑卒中后偏瘫患者地面行走训练的效果。Cinnera 等[49]利用多 IMU 和无线连接的测力台,设计了 1 套集成的音视频反馈系统,进一步改善了患者的姿势稳定性,并提升了康复参与度。Kantan 等[50]以摆动相作为反馈,在声音提示下,3 例患者的步态质量立即得到改善。此外,也有研究将 IMU 采集的站立相变化作为可靠的生物标记物[51]。后续研究进一步发现,实时听觉反馈能即刻增加脑卒中患者的步幅和关节活动度[52]。上述研究共同表明,IMU 驱动的实时视听反馈可作为有效的“神经假体”,补偿受损的本体感觉,引导正确的运动模式。然而,多数研究仅探讨了小样本的即时效应,尚缺乏对其长期训练效益及技能迁移至日常生活的验证。此外,关于反馈参数的选择尚未达成共识。未来的研究应开展大样本、长期对照的临床试验,以确定累积疗效并优化反馈方案。

二、基于 IMU 的康复机器人辅助控制

在康复机器人中,IMU 的核心价值在于提供运动感知数据,为构建安全、精准且自适应的闭环控制奠定基础,其充当了连接患者运动状态与机器辅助执行的“数据桥梁”,使从开环程序控制向闭环交互控制的转变成为可能。在安全控制闭环方面,有研究利用 IMU 实时监测踝关节角度,并与预设安全生理范围比对,进而动态调整机器人输出,有效防止关节过度运动[53]。另 1 项研究则初步探讨了将小腿 IMU 测得的患侧足部最大垂直位移作为自适应控制关键反馈指标的可行性[54]。此外,有研究提出了融合 sEMG 信号与 IMU 数据的框架,用于高精度的下肢运动意图识别[55],为外骨骼、智能假肢等设备的意图驱动控制提供了可行路径。然而,当前研究大多处于小样本的初步验证阶段,未来仍需更多高质量临床试验结果作为支撑。

局限性及展望

本综述梳理了 IMU 在脑卒中下肢功能评估与康复治疗中的应用进展:在评估层面,IMU 已从量化步态时空参数,逐步扩展至揭示关节活动度异常、动态平衡缺陷以及与环境交互中的跌倒风险,实现了从临床评估到连续监测的范式扩展;在治疗层面,IMU 既是实时生物反馈的“神经假体”,也是康复机器人闭环控制的感知基石,初步展现出评估-干预一体化的潜力。然而,其在临床转化过程中仍面临数据采集误差、标准化不足与普适性有限等挑战。

一、局限性

1.IMU 数据采集的误差:IMU 虽具备便携、低成本等优势,但其技术原理也存在固有局限。具体如下:①IMU 存在误差累积问题,长时间采集或发生移位后需重新标定[56];②IMU 易受多种物理环境干扰,重力、磁场、振动均会影响信号质量。因此,须依赖复杂滤波和补偿算法,但这又会在一定程度上增加系统的复杂性及结果的不确定性。

2.IMU 测量标准化体系尚未完善:IMU 的临床推广正面临着标准化不足的挑战。具体如下:①IMU 的型号和佩戴位置(如足部、小腿、脊柱节段)尚未统一,位点差异会直接导致测量结果缺乏横向可比性;②步态事件识别、传感器融合算法及特征提取流程尚未形成行业共识,从而影响研究结论的可靠性与重复性;③采样率与校准流程差异大,现有 IMU 采样率跨度从 23 Hz到 1000 Hz 不等,且静态、动态校准的操作流程差异较大,进一步加剧了测量结果的离散性。

3.IMU 普适性与临床转化存在壁垒:IMU 在脑卒中全周期康复中的普适性仍受限制。具体如下:①现有研究多针对具备一定步行能力的患者,对重度功能障碍患者的关注不足;②多数研究基于实验室的理想条件开展,在上下楼梯、跨越障碍等复杂日常活动中的精度与稳定性尚未得到充分验证;③远程康复系统的闭环构建尚未成熟,数据安全、传输效率及反馈及时性等问题尚未解决,制约了其在社区与居家康复场景中的规模化应用。

二、展望

1.降低数据采集误差:为了降低 IMU 数据误差,未来可在硬件层面融合 sEMG、压力传感、脑电图(electroencephalogram, EEG)等多模态信息,通过信息互补降低单一传感器的固有误差。在算法层面,应致力于研发自适应在线校准与误差补偿模型,减少对人工校准的依赖,为社区和家庭环境中长期、连续的监测奠定技术基础。

2.推动数据采集与分析的标准化:未来应致力于建立统一的评估标准与操作流程,明确不同评估任务的最佳固定位点、采样率与校准协议,并简化操作,以支持社区与家庭自主使用。在此基础上,应构建公开的脑卒中病理步态与平衡数据库,推动算法在统一数据集上的验证与比较,筛选出信效度高、临床意义明确的生物标志物,从而形成可比较、可复现的评估体系,促进数据积累与临床转化。

3.构建分层、闭环的智能康复系统:未来应开展针对各级脑卒中功能障碍的多中心、长期随访的临床随机对照试验,验证

IMU 在脑卒中后康复评估与康复治疗中的作用。同时,应致力于搭建安全、高效的云端协作平台,连接医院、社区与家庭终端,实现数据实时同步与远程交互。治疗师可根据获取的数据对患者功能进行远程评估,并远程指导患者的康复治疗[57],从而真正实现康复服务的可及性、连续性与精准化。

利益冲突　所有作者声明不存在利益冲突

参 考 文 献

[1] GBD 2021 Stroke Risk Factor Collaborators. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990-2021: a systematic analysis for the global burden of disease study 2021[J]. Lancet Neurol, 2024, 23(10): 973-1003. DOI: 10.1016/S1474-4422(24)00369-7.

[2] 付祥锐,朱广涵,田文心,等. 1990-2019 年中国居民脑卒中及其危险因素疾病负担变化趋势分析[J]. 中国公共卫生, 2025, 41(3): 257-262. DOI: 10.11847/zgggws1144703.

[3] Feigin VL, Brainin M, Norrving B, et al. World Stroke Organization: global stroke fact sheet 2025[J]. Int J Stroke, 2025, 20(2): 132-144. DOI: 10.1177/17474930241308142.

[4] Liu Y, Han Q, Li Z, et al. Evidence of motor imagery for lower limb motor function recovery after stroke: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials[J]. Medicine (Baltimore), 2023, 102(34): e34663 DOI: 10.1097/md.0000000000034663.

[5] Rattanakoch J, Samala M, Limroongreungrat W, et al. Validity and reliability of inertial measurement unit (IMU)-derived 3D joint kinematics in persons wearing transtibial prosthesis[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(3): 1738. DOI: 10.3390/s23031738.

[6] Berner K, Cockcroft J, Morris L D, et al. Concurrent validity and within-session reliability of gait kinematics measured using an inertial motion capture system with repeated calibration[J]. J Bodyw Mov Ther, 2020, 24(4): 251-260. DOI: 10.1016/j.jbmt.2020.06.008.

[7] Zhang H, Song Y, Li C, et al. Validation of a wearable system for lower extremity assessment[J]. Orthop Surg, 2023, 15(11): 2911-2917. DOI: 10.1111/os.13836.

[8] 焦乐,陶媛媛,金华平,等. 基于惯性测量单元和机器学习的呼吸模式检测[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2025, 47(10): 929-935. DOI: 10.3760/cma.j.cn421666-20230830-00684.

[9] 班朝,任国营,王斌锐,等. 基于 IMU 的机器人姿态自适应 EKF 测量算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 33-39. DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006035.

[10] 徐梓皓,周召发,孙立江. 基于卡尔曼滤波器的姿态角测量系统设计[J]. 电子测量技术, 2014, 37(1): 1-4. DOI: 10.19651/j.cnki.emt.2014.01.001.

[11] Mitternacht J, Hermann A, Carqueville P. Acquisition of lower-limb motion characteristics with a single inertial measurement unit-validation for use in physiotherapy[J]. Diagnostics (Basel), 2022, 12(7): 1640. DOI: 10.3390/diagnostics12071640.

[12] 张霞. 微机械加速度计的研究现状综述[J]. 功能材料与器件学报, 2013, 19(6): 275-283.

[13] Fang Z, Woodford S, Senanayake D, et al. Conversion of upper-limb inertial measurement unit data to joint angles: a systematic review[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(14): 6535. DOI: 10.3390/s23146535.

[14] 李金奕,林嘉睿,杨凌辉,等. 基于小波和长短时记忆的 IMU 去噪方法[J]. 传感技术学报, 2020, 33(5): 677-681. DOI: 10.3969/j.issn.1004-1699.2020.05.009.

[15] Keidan L, Ibrahim R, Ohayon E, et al. Multi-planar cervical motion dataset: IMU measurements and goniometer[J]. Sci Data, 2025, 12(1): 13. DOI: 10.1038/s41597-024-04351-4.

[16] Meng Q, Zhang N, Bao C, et al. Intelligent prediction of dynamic characteristics during exercise in patients with stroke[J]. J Neuroeng Rehabil, 2025, 22(1): 203. DOI: 10.1186/s12984-025-01734-5.

[17] Ding Y, Nan T, Wang F, et al. Data knee pads: a lower limb motion capture system based on heterogeneous sensors[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2025, 29(7): 4716-4727. DOI: 10.1109/jbhi.2025.3542583.

[18] Swaminathan K, Choe DK, Kim D, et al. Multi-modal sensing for propulsion estimation in people post-stroke across speeds[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2025, 33: 2273-2285. DOI: 10.1109/tnsre.2025.3577961.

[19] Liu Z, Mumuni I, Tehrany R, et al. Validation of a wearable low-cost EMG prototype device to support knee extension exercises[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2025, 2025: 1-7. DOI: 10.1109/embc58623.2025.11254678.

[20] Pinheiro C, Figueiredo J, Cerqueira J, et al. Robotic biofeedback for post-stroke gait rehabilitation: a scoping review[J]. Sensors (Basel), 2022, 22(19): 7197. DOI: 10.3390/s22197197.

[21] Motoya R, Yamamoto S, Naoe M, et al. Classification of abnormal gait patterns of poststroke hemiplegic patients in principal component analysis[J]. Jpn J Compr Rehabil Sci, 2021, 12: 70-77. DOI: 10.11336/jjcrs.12.70.

[22] Wei WE, De Silva DA, Chang HM, et al. Post-stroke patients with moderate function have the greatest risk of falls: a national cohort study[J]. BMC Geriatr, 2019, 19(1): 373. DOI: 10.1186/s12877-019-1377-7.

[23] Xie Q, Pei J, Gou L, et al. Risk factors for fear of falling in stroke patients: a systematic review and meta-analysis[J]. BMJ Open, 2022, 12(6): e056340. DOI: 10.1136/bmjopen-2021-056340.

[24] He Y, Chen Y, Tang L, et al. Accuracy validation of a wearable IMU-based gait analysis in healthy female[J]. BMC Sports Sci Med Rehabil, 2024, 16(1): 2. DOI: 10.1186/s13102-023-00792-3.

[25] Ensink C, Smulders K, Warnar J, et al. Validation of an algorithm to assess regular and irregular gait using inertial sensors in healthy and stroke individuals[J]. PeerJ, 2023, 11: e16641. DOI: 10.7717/peerj.16641.

[26] Wang Y, Mukaino M, Ohtsuka K, et al. Gait characteristics of post-stroke hemiparetic patients with different walking speeds[J]. Int J Rehabil Res, 2020, 43(1): 69-75. DOI: 10.1097/mrr.0000000000000391.

[27] Handelzalts S, Steinberg-Henn F, Farquhar J, et al. Temporal but not spatial gait parameters associated with lower balance capacity in moderate-high functioning persons with stroke[J]. J Neurol Phys Ther, 2021, 45(4): 301-309. DOI: 10.1097/npt.0000000000000368.

[28] Pollet J, Buraschi R, Villafañe JH, et al. Gait parameters assessed with inertial measurement unit during 6-minute walk test in people after stroke[J]. Int J Rehabil Res, 2021, 44(4): 358-363. DOI: 10.1097/mrr.0000000000000498.

[29] Feuvrier F, Sijobert B, Azevedo C, et al. Inertial measurement unit compared to an optical motion capturing system in post-stroke individuals with foot-drop syndrome[J]. Ann Phys Rehabil Med, 2020, 63(3):

195-201. DOI: 10.1016/j.rehab.2019.03.007.

[30] Sung J, Han S, Park H, et al. Prediction of lower extremity multi-joint angles during overground walking by using a single IMU with a low frequency based on an LSTM recurrent neural network[J]. Sensors (Basel), 2021, 22(1): 53. DOI: 10.3390/s22010053.

[31] 冷晓轩, 于子夫, 曹新燕, 等. 脑卒中偏瘫患者平衡功能现状及影响因素分析[J]. 中国组织工程研究, 2026, 30(18): 4611-4617. DOI: 10.12307/2026.692.

[32] Downs S, Marquez J, Chiarelli P. The Berg balance scale has high intra- and inter-rater reliability but absolute reliability varies across the scale: a systematic review[J]. J Physiother, 2013, 59(2): 93-99. DOI: 10.1016/s1836-9553(13)70161-9.

[33] Duncan PW, Propst M, Nelson SG. Reliability of the Fugl-Meyer assessment of sensorimotor recovery following cerebrovascular accident[J]. Phys Ther, 1983, 63(10): 1606-1610. DOI: 10.1093/ptj/63.10.1606.

[34] Felius RA, Geerars M, Bruijn SM, et al. Reliability of IMU-based balance assessment in clinical stroke rehabilitation[J]. Gait Posture, 2022, 98: 62-68. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2022.08.005.

[35] Geerars M, Wouda NC, Felius RA, et al. Postural sway measurement using a body-worn movement sensor in clinical stroke rehabilitation: exploring sensitivity to change and responsiveness[J]. Phys Ther, 2025, 105(4): pzaf021. DOI: 10.1093/ptj/pzaf021.

[36] Lu Z, Zhou H, Lyu H, et al. Berg balance scale scoring system for balance evaluation by leveraging attention-based deep learning with wearable IMU sensors[J]. Bioengineering (Basel), 2025, 12(4): 395. DOI: 10.3390/bioengineering12040395.

[37] Abdollahi M, Rashedi E, Jahangiri S, et al. Fall risk assessment in stroke survivors: a machine learning model using detailed motion data from common clinical tests and motor-cognitive dual-tasking[J]. Sensors (Basel), 2024, 24(3): 812. DOI: 10.3390/s24030812.

[38] Yıldız A. Towards environment-aware fall risk assessment: classifying walking surface conditions using IMU-based gait data and deep learning[J]. Brain Sci, 2023, 13(10): 1428. DOI: 10.3390/brainsci13101428.

[39] 莫丰菱, 陈钟和, 纪龙飞, 等. 基于 APP 和微视频的脑卒中居家患者远程康复研究[J]. 中国康复医学杂志, 2025, 40(10): 1587-1591. DOI: 10.3969/j.issn.1001-1242.2025.10.020.

[40] 陶淘, 姚丽丽, 刘玲. 远程康复在脑卒中患者康复中的应用研究进展[J]. 现代医药卫生, 2023, 39(19): 3365-3369. DOI: 10.3969/j.issn.1009-5519.2023.19.027.

[41] 顾旭东, 吴华, 傅建明, 等. 基于可穿戴技术的远程康复对脑卒中居家患者上肢运动功能和日常生活活动能力的影响[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2024, 46(12): 1091-1095. DOI: 10.3760/cma.j.cn421666-20240407-00237.

[42] Gomez-Arrunategui JP, Eng JJ, Hodgson AJ. Monitoring arm movements post-stroke for applications in rehabilitation and home settings[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2022, 30: 2312-2321. DOI: 10.1109/tnsre.2022.3197993.

[43] Kaku A, Parnandi A, Venkatesan A, et al. Towards data-driven stroke rehabilitation via wearable sensors and deep learning[J]. Proc Mach Learn Res, 2020, 126: 143-171.

[44] Hug A, Spingler T, Pleines V, et al. Exploring the relationship of clinical walking tests with 8-months inertial measurement unit (IMU)-based real world mobility tracking in stroke and spinal cord injury survivors[J]. Neurol Res Pract, 2025, 7(1): 30. DOI: 10.1186/s42466-025-00386-z.

[45] Kadirvelu B, Gavriel C, Nageshwaran S, et al. A wearable motion capture suit and machine learning predict disease progression in Friedreich's ataxia[J]. Nat Med, 2023, 29(1): 86-94. DOI: 10.1038/s41591-022-02159-6.

[46] Ricotti V, Kadirvelu B, Selby V, et al. Wearable full-body motion tracking of activities of daily living predicts disease trajectory in Duchenne muscular dystrophy[J]. Nat Med, 2023, 29(1): 95-103. DOI: 10.1038/s41591-022-02045-1.

[47] Pang TY, Cheng CT, Feltham F, et al. Feasibility of IMU-based wearable sonification: toward personalized, real-time gait monitoring and rehabilitation[J]. Biosensors (Basel), 2025, 15(10): 698. DOI: 10.3390/bios15100698.

[48] Kim JS, Oh DW. Use of real-time visual feedback during overground walking training on gait symmetry and velocity in patients with post-stroke hemiparesis: randomized controlled, single-blind study[J]. Int J Rehabil Res, 2020, 43(3): 247-254. DOI: 10.1097/mrr.0000000000000419.

[49] Cinnera AM, Ciancarelli I, Marrano S, et al. Sensor-based balance training with exergaming feedback in subjects with chronic stroke: a pilot randomized controlled trial[J]. Brain Sci, 2024, 14(9): 917. DOI: 10.3390/brainsci14090917.

[50] Kantan PR, Dahl S, Jørgensen HR, et al. Designing ecological auditory feedback on lower limb kinematics for hemiparetic gait training[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(8): 3964. DOI: 10.3390/s23083964.

[51] Skvortsov DV, Kaurkin SN, Ivanova GE. Targeted biofeedback training to improve gait parameters in subacute stroke patients: a single-blind randomized controlled trial[J]. Sensors (Basel), 2024, 24(22): 7212. DOI: 10.3390/s24227212.

[52] Araki S, Miyazaki T, Shibasaki J, et al. Examination of effect and responder to real-time auditory feedback during overground gait for stroke: a randomized cross-over study[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 8519. DOI: 10.1038/s41598-025-93262-4.

[53] Meng Q, Liu G, Xu X, et al. A multi-degree-of-freedom reconfigurable ankle rehabilitation robot with adjustable workspace for post-stroke lower limb ankle rehabilitation[J]. Front Bioeng Biotechnol, 2023, 11: 1323645. DOI: 10.3389/fbioe.2023.1323645.

[54] De Miguel-Fernández J, Rio MS, Rey-Prieto M, et al. Inertial sensors for gait monitoring and design of adaptive controllers for exoskeletons after stroke: a feasibility study[J]. Front Bioeng Biotechnol, 2023, 11: 1208561. DOI: 10.3389/fbioe.2023.1208561.

[55] Yin K, Hao P, Zhao H, et al. High-accuracy lower-limb intent recognition: a KPCA-ISSA-SVM approach with sEMG-IMU sensor fusion[J]. Biomimetics (Basel), 2025, 10(9): 609. DOI: 10.3390/biomimetics10090609.

[56] Hu Q, Liu L, Mei F, et al. Joint constraints based dynamic calibration of IMU position on lower limbs in IMU-MoCap[J]. Sensors (Basel), 2021, 21(21): 7161. DOI: 10.3390/s21217161.

[57] Li H, Guo S, He R, et al. A home-based dual-mode upper limb rehabilitation system: teleoperation mode and bilateral mode with sEMG and IMU[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2025, 29(11): 8140-8152. DOI: 10.1109/jbhi.2025.3588404.

(修回日期: 2026-01-19)
(本文编辑: 凌 琛)