

基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统的可信度和准确性研究*

张涛¹ 余秋华¹ 赵江莉¹ 卞瑞豪¹ 陈少贞¹ 王楚怀¹ 冷雁^{1,2}

摘要

目的:为了实现脑卒中患者上肢运动功能障碍的远程居家智能评定和功能训练指导,本文探讨基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统评定脑卒中患者上肢和手部Brunnstrom运动功能分期的可信度和准确性。

方法:选取2024年8月1日—2025年6月30日在中山大学附属第一医院康复医学科收治的脑卒中患者,共纳入符合条件的受试者220例。其中,160例脑卒中患者的数据被用于训练脑卒中上肢运动功能智能评定系统的模型,在视频指导下完成指定动作并由专业治疗师拍摄视频,通过治疗师人工评定和智能评定系统评定,并且利用机器学习模型优化智能评定系统。余下的60例患者对比人工和智能系统评定结果,分析基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统的可信度和准确性。

结果:基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统的重测信度较高(上肢ICC为0.989,手ICC为0.969)。不同评定者使用智能评定系统评定的测量结果的一致性较高(上肢ICC为0.896;手ICC为0.959)。此智能评定系统的上肢分期评定Kappa值为0.900($P < 0.001$),手分期评定Kappa值为0.816($P < 0.001$)。

结论:基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统具有较好的可信度和准确性,可作为脑卒中患者上肢运动功能远程康复的评定工具。

关键词 脑卒中;机器学习;Brunnstrom运动功能分期;康复评定

中图分类号:R743.3,R493 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-1242(2026)-07-1037-08

Reliability and accuracy of a machine-learning-based intelligent assessment system for upper limb motor function in patients with stroke/ZHANG Tao, YU Qiuhua, ZHAO Jiangli, et al./Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2026, 41(7):1037—1044

Abstract

Objective: To facilitate remote home-based intelligent assessment and rehabilitation guidance for upper limb motor dysfunction in stroke patients, this study aimed to explore the reliability and accuracy of a machine-learning-based intelligent assessment system for evaluating Brunnstrom stages of upper limb and hand motor function in stroke patients.

Method: A total of 220 patients with stroke who were admitted to the Department of Rehabilitation Medicine of the First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University from August 1, 2024 to June 30, 2025 were enrolled. Data from 160 stroke patients were used to train and optimize the machine-learning model of the intelligent assessment system for upper-limb motor function in stroke patients. Patients completed standardized movements under video guidance and were recorded by trained therapists. Brunnstrom stages of upper limb and hand motor function were independently evaluated by therapists and the intelligent assessment system. The remaining 60 stroke patients were used to validate the system by comparing automated assessments with thera-

DOI:10.3969/j.issn.1001-1242.2026.07.004

*基金项目:国家自然科学基金青年项目(82202786);广东省自然科学基金项目(2024A1515012368)

1 中山大学附属第一医院康复医学科,广东省广州市,510080; 2 通讯作者

第一作者简介:张涛,男,主管治疗师; 收稿日期:2025-11-05

pist ratings.

Result: The machine learning-based intelligent assessment system demonstrated excellent test-retest reliability, with intraclass correlation coefficients (ICCs) of 0.989 for upper limb staging and 0.969 for hand staging. The inter-rater reliability for the intelligent assessment system was also high (upper limb ICC was 0.896; hand ICC was 0.959). Agreement between the intelligent assessment system and therapist ratings was excellent, with a Kappa coefficient of 0.900 ($P < 0.001$) for upper limb staging and 0.816 ($P < 0.001$) for hand staging.

Conclusion: The machine-learning-based intelligent assessment system demonstrated good reliability and accuracy in assessing upper limb motor function after stroke and may serve as a practical assessment tool for remote upper limb function evaluation and monitoring in patients with stroke.

Author's address Department of Rehabilitation Medicine, The First Affiliated Hospital of Sun Yat-sen University, Guangzhou, 510080

Key word stroke; machine learning; Brunnstrom motor function staging; rehabilitation assessment

脑卒中已成为全球范围内导致死亡和残疾的重要原因^[1]。全球疾病负担研究数据表明,2021年度全球因脑卒中导致的死亡病例约730万例,占全因死亡总数的10.7%,其致死率仅次于缺血性心脏病及新型冠状病毒肺炎,位列全球主要致死疾病第二位^[2]。据统计,约80%脑卒中急性期患者出现上肢功能障碍^[3],仅不到20%脑卒中患者上肢运动功能完全恢复,而日常生活中60%—70%的功能动作需要上肢帮助完成^[4-5],所以患者进行上肢康复训练和评定十分重要^[6]。临床上对于脑卒中患者的上肢功能康复评定采用量表法,常用的评定量表有Wolf运动功能测试量表(Wolf motor function test, WMFT),Fugl-Meyer运动功能评定量表(Fugl-Meyer assessment, FMA),Brunnstrom运动功能分期和手臂动作调查测试(action research arm test, ARAT)^[7]。量表法是目前临床康复最常用的评定,但量表评定的结果大部分依赖治疗师的主观经验,不同的治疗师评定结果的异质性较高。而且量表评定项目较多,整套评定下来可能需要耗费较长的时间,出院的患者难以在家庭或社区进行量表评定^[8]。

近年来,自动远程智能评定系统越来越多,并且有许多试验证明远程康复评定结果有良好的适用性。基于数字化医疗技术构建的智能评定系统,通过整合自动化和标准化数据采集与智能分析模块,显著提升临床工作流程,减少治疗师在数据收集和分析上的工作量,有效降低临床工作负荷,实现康复治疗人力资源的优化配置。此外,智能评定系统为患者提供一个远程居家康复平台,使他们在家庭环

境或者社区环境中进行自我评定和居家康复训练指导。这不仅提高了康复的便利性,减轻患者到医院的时间和经济负担,还增强了患者的自我效能感和治疗参与度。早期王跃等^[9]提出一个基于极限学习机的脑卒中上肢康复Brunnstrom运动功能分期远程智能评定系统,患者佩戴的加速度传感器实时上传数据至系统得出Brunnstrom运动功能分期评定结果,总体测试结果正确率达92.1%。然而在实际数据采集中,患者需要佩戴传感器重复执行5次摸肩动作,操作繁琐,体力消耗较大,影响分期预测的精确度。四川大学华西医院研发的“iKcare分级评定系统”与脑卒中人群的远程康复梯度式运动功能自动评定系统,这些评定系统采用便携的测试设备、成本低、不受场地限制,且准确性高。但相比于其他运动评分量表,其精确性稍有欠缺,并且需要携带传感器,操作复杂,心脏起搏器的无线信号可能会影响评定系统的正常工作,不利于患者居家远程评定^[10]。

为突破传统脑卒中运动功能评定对人工经验与接触式传感器的依赖,不断在使用过程中优化智能评定系统,实现高效、低成本的精准康复管理,提供远程康复方法,节约康复资源,本研究创新研发了一款基于机器学习的脑卒中运动功能智能评定系统。该系统采用普通摄像设备采集患者标准化动作视频,实现无接触式评定,无需额外购置便携性差的传感器设备;患者仅需在指导下完成指定动作,视频上传系统后利用机器学习训练评定模型,通过治疗师现场评定和智能评定系统评定基于机器学习的脑卒中运动功能智能评定系统的可信度和准确性。

1 资料与方法

1.1 病例资料

样本选取2024年8月1日—2025年6月30日中山大学附属第一医院康复医学科的脑卒中患者。整个研究获得中山大学附属第一医院伦理委员会伦理审查(伦理号:伦审临[2023]033号),所有被试在实验开始前签署知情同意书。

1.1.1 入选标准:①年龄:16—80岁;②经CT或MRI检查诊断为出血性或缺血性脑卒中;③存在由脑卒中导致的上肢运动功能障碍;④无重度认知功能障碍,具有良好的交流能力,可配合指令;⑤患者知情同意本研究并签署知情同意书。

1.1.2 排除标准:病情危重或急性期病情尚未稳定者;②并发严重心、肺、肝、肾疾病,糖尿病,或有严重出血倾向者;③存在较为严重的认知或言语功能障碍,无法理解和执行治疗人员的指令;④严重骨质疏松或者上肢/腕手部骨折者;⑤已参与其他临床试验,导致可能影响最终评定结果。

1.2 研究方法

1.2.1 研究流程:为使用机器学习模型优化脑卒中上肢运动功能智能评定系统,先招募160例患者将接受两种评定:①治疗师采用严格的Brunnstrom运动功能分期评定法要求进行现场人工评定;②智能评定系统通过识别和分析采集到的视频进行评定,治疗师根据Brunnstrom运动功能分期评定法评定的结果校准智能评定系统,使用机器学习模型优化智能评定系统得到优化后的智能评定系统。为验证基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统的准确性,再招募60例患者将接受两种评定:①优化后的脑卒中上肢运动功能智能评定系统进行评定:两个资深治疗师(治疗师A和治疗师B)同一天都采用优化后智能评定系统评定,并隔天治疗师A再采用优化后智能评定系统评定一次,分别用于评价脑卒中上肢运动功能智能评定系统的评价者间信度和

重测信度;②治疗师采用严格的Brunnstrom运动功能分期评定法要求进行现场人工评定。然后对两种评定方法收集到的数据进行分析,验证基于机器学习的脑卒中运动功能智能评定系统的准确性。具体研究流程见图1。

1.2.2 研发脑卒中上肢运动功能智能评定系统。

1.2.2.1 脑卒中上肢运动功能智能评定系统手机软件端操作流程:该系统手机软件端具体操作流程见图2。①登录:录入患者的一般信息,包括患者姓名、性别、年龄、诊断、发病日期、偏瘫侧、既往病史、联系电话、联系地址;②患者根据软件页面提示完成3个指定动作:(掌心触嘴并触桌角、双手举高过头和手部抓握伸展),治疗师使用手机相机拍摄对应视频,如果其中动作无法达成,可选择跳过此动作(图3);③生成评估结果:评定系统根据患者的完成情况自动生成评估结果,并自动储存数据后台。

1.2.2.2 脑卒中上肢运动功能智能评定系统评定动作任务设计:脑卒中上肢运动功能智能评定系统基于Brunnstrom运动功能分期设计出相对简便且精确的评定动作。结合Brunnstrom运动功能分期中的相关要求,本研究设置包含3个动作的运动任务。首先进行动作1测试,重复做3次;如果动作1评定为Ⅳ期,则需继续进行动作2的测试,重复做3次判断Ⅴ/

图1 研究流程

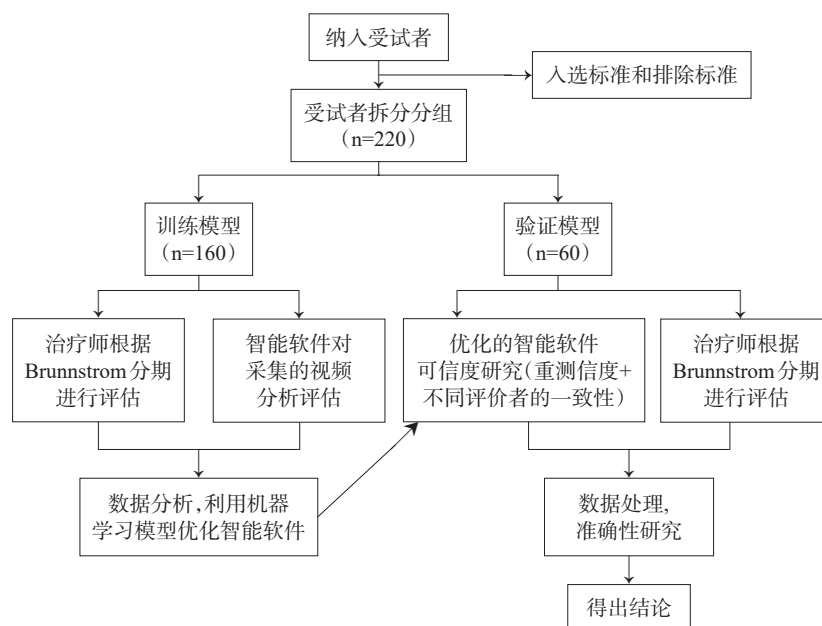
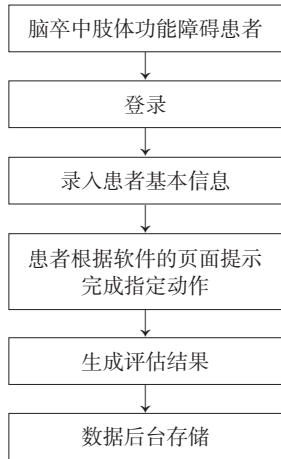


图2 软件端操作流程



Ⅵ期,如果动作1评定为Ⅰ—Ⅲ期,则无需进行动作2测试。直接进行动作3的测试,重复做3次。

任务具体描述如下:

动作1(掌心触嘴并触桌角):受试者自然坐于椅子上,双手自然放置于双侧大腿上,掌心向下;测试开始时,要求受试者依次完成患侧上肢肘关节屈曲90°,前臂旋后,掌心触碰嘴巴,伸直肘关节手触碰桌角,再将手放回至起始位置,全程需要保持上半身及脖子不发生倾斜。评期标准:①无任何运动(Brunnstrom Ⅰ期);②无法掌心碰嘴(Brunnstrom Ⅱ期);③可掌心碰嘴,无法伸直手肘(Brunnstrom Ⅲ期);④能完成动作1(Brunnstrom Ⅳ期)。

动作2(双手分别举高过头):受试者自然坐于椅子上,双手自然放置于双侧大腿上,掌心向下。测试开始时,要求受试者举起患侧上肢至前屈180°,全程需要保持肘关节伸直,患侧完成后健侧上肢也完成同样动作。评期标准:①接近完成动作2(Brunnstrom Ⅴ期);②能完成动作2(Brunnstrom Ⅵ期)。

动作3(手部抓握伸展):受试者自然坐于椅子上,患侧上肢屈肘90°,前臂旋后,健侧手抓握患侧前臂。测试开始时,要求受试者依次完成手部抓握、伸展和竖拇指动作。评期标准:①无任何运动(手

Brunnstrom Ⅰ期);②手指有轻微屈曲抓握动作(手Brunnstrom Ⅱ期);③手指可钩状抓握动作(手Brunnstrom Ⅲ期);④手指可小范围伸直动作,可侧捏并放松拇指(手Brunnstrom Ⅳ期);⑤可同时抓握和伸指,不能单独竖拇指(手Brunnstrom Ⅴ期);⑥接近正常(手Brunnstrom Ⅵ期)。

1.2.2.3 视频采集标准化流程:本研究的视频采集标准化流程如下:①环境与设备固定:A.光线:保证周围光源充足,避免周围暗沉或者强侧光造成的强烈阴影;B.设备:固定使用同一型号移动手机,安装于三脚架上,设置视频参数为[16:9]1080p分辨率、30fps帧率;C.背景:无特殊要求,但后方或侧方避免出现其他人的上肢或手部,减少干扰。

②拍摄姿势与角度标准化:A.距离与高度:当拍摄上肢功能情况时,摄像头固定于距患者约1m处,镜头中心与患者肩部高度齐平;当拍摄手部功能情况时,摄像头固定于手部正上方处;B.角度:确保患者身体正对摄像头,患侧手臂及手部完整位于画面中央;C.姿势:患者坐于90°靠背的木凳上,保持身体直立,双膝屈曲90°;D.着装:尽可能衣物贴身或者上肢和手部裸露,避免衣物宽松导致关节处遮挡。

③动作执行规范化:首先指引患者需要完成的动作,然后由治疗师按照统一口令指导患者依次完成1.2.2.2中动作1、动作2和动作3。

图3 软件端界面



1.3 统计学分析

所有数据采用 SPSS 22.0 统计软件进行分析。对受试者的基线数据采用描述性统计,表示为均值±标准差。采用组间相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)分析系统的重测信度及不同评价者间的信度。对于脑卒中上肢运动功能智能评定系统与人工 Brunnstrom 运动功能分期评定结果的一致性(即智能系统的准确性)采用 Kappa 一致性检验。Kappa 值的判定:0.00—0.20 表示极低的一致性,0.21—0.40 表示一般的一致性,0.41—0.60 表示中等的一致性,0.61—0.80 表示高度的一致性,0.81—1.00 表示几乎完全一致。双侧检验水准 $\alpha=0.05$ 。计算脑卒中上肢运动功能智能评定系统上肢和手不同分期评定的准确率。

2 结果

2.1 患者基线资料

用于训练系统模型和验证系统准确性的脑卒中患者的基本信息在表 1。

2.2 脑卒中上肢运动功能智能评定系统不同评价者的一致性结果

此智能评定系统的重测信度较高(上肢 ICC 为 0.989,手 ICC 为 0.969),不同评价者使用智能评定系统评定的测量结果的一致性较高(上肢:ICC 为 0.896,手:ICC 为 0.959),说明智能系统的不同评价者的可信度高。

2.3 脑卒中上肢运动功能智能评定系统评定结果

脑卒中上肢运动功能智能评定系统评定结果见表 2,手评定结果见表 3。上肢分期评定 Kappa 值为 0.900($P<0.001$),手分期评定 Kappa 值为 0.816($P<0.001$),表明脑卒中上肢运动功能智能评定系统与人工评定的结果具有较好的一致性,见表 4。

3 讨论

Brunnstrom 运动功能分期是目前临床评定中最常用的标准之一。然而,目前采用的 Brunnstrom 运动功能分期评定很大程度上依赖于治疗师的个人经验,这可能会导致评定结果不一致^[11]。为解决这一问题,研究者们开发出一些以自动化、客观化为目标的测量方式,这些方案利用了包括水平仪^[12],惯性传

感器^[13]、X 线^[14],以及动作捕捉系统^[15]等在内的设备,其准确性也在一定程度上得到了研究人员的认可。但是这些方法的主要缺点在于其对测量设备有较高的需求,设备应用的广泛程度直接影响了这些方法的应用前景。

在本文的研究中,我们研发了一款基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统,并验证其

表 1 两组脑卒中患者的基线资料

项目	用于训练脑卒中运动功能智能评定系统模型	用于验证系统的准确性
例数(例)	160	60
年龄(岁)	55.35±16.84	57.48±15.26
性别(例)		
男	114	45
女	46	15
身高(m)	1.54±0.25	1.56±0.23
体重(kg)	54.3±18.9	55.4±17.6
瘫侧(例)		
左	88	24
右	72	36
病因		
脑梗死	95	41
脑出血	65	19
病程(天)	357.2±284.3	370.5±275.4
Brunnstrom 手分期(人工评定)		
I	23	17
II	43	12
III	25	5
IV	28	6
V	16	8
VI	25	12
Brunnstrom 上肢分期(人工评定)		
I	33	11
II	34	13
III	15	11
IV	13	8
V	24	6
VI	41	11

表 2 脑卒中上肢运动功能智能评定系统上肢评定结果(例)

上肢分期	I	II	III	IV	V	VI
人工评定-治疗师	11	13	11	8	6	11
视频-智能系统	11	14	10	10	5	10

表 3 脑卒中上肢运动功能智能评定系统手评定结果(例)

手分期	I	II	III	IV	V	VI
人工评定-治疗师	17	12	5	6	8	12
视频-智能系统	10	16	7	6	10	11

表 4 脑卒中上肢运动功能智能评定系统上肢和手不同分期评定的准确率(%)

上肢分期	I	II	III	IV	V	VI
上肢	100	100	81.8	87.5	66.7	90.9
手	100	91.7	100	66.7	75.0	91.7

准确性。本智能评定系统基于机器学习算法与视频分析技术,创新性地实现了脑卒中患者Brunnstrom运动功能分期的智能化评定。①与市面上大部分自动评定软件不同,本系统使用视频数据来评定脑卒中患者的上肢与手的运动功能,不需要佩戴额外的传感器便可进行自动评定,降低操作负担^[16];②在上传相关视频至系统后,实现即时高效的精准评估运动分期;③并且本系统设计了固定的评定动作,确保评定流程一致性。由于本系统无需佩戴相关传感器,故可支持轻量化远程评定,可适配临床、社区及居家康复场景。结果表明,基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统自动评定结果与人工现场进行Brunnstrom运动功能分期评定结果具有较高的一致性,说明本研究开发的智能评定系统在脑卒中患者上肢运动功能远程监测领域展现出临床应用潜力,是未来康复的有效评定工具,同时客观量化的评定结果可为康复治疗师制定或调整个性化康复治疗方案提供数据支持。

关于脑卒中后患者上肢运动功能的智能评定有很多研究,传感器技术和互联网的进步为脑卒中幸存者智能评估提供了重要的技术支持。既往研究智能评定脑卒中后损伤严重程度大多依赖传感器收集数据,而利用单一视频数据进行评定的研究关注度相对较少。Chen等^[17]提出的自动评定系统使用基于视觉的KinectV2深度传感器来收集运动数据,主要通过具有成像功能的传感器设备来收集测量患者的图像信息,虽然避免了耗时的传感器穿戴过程,但是由于通过非接触式运动意识获得,当患者活动幅度过大或穿着宽松衣物时存在一些干扰。而Razfar等^[18]的研究首次在频率域中使用无监督学习和躯干位移特征来调查脑卒中后智能评定的严重程度。使用了基于相机的方法(Vicon)和基于可穿戴传感器的技术(Xsens)这两种不同的方法收集数据,提升自动评定结果的准确性,减轻医疗负担,但使用传感器和相机的技术需要专业人员操作,并且仍需要佩戴传感器,流程比较复杂,具体落地实施还需要继续简化程序,目前难以用于临床康复评定。

与这些远程康复评定系统相比,基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统具有所需设备简易、使用场景不限、评定速度快、评定结果准确的

特点,本系统不需要佩戴额外的传感器便可进行自动评定,仅使用视频数据来评定脑卒中患者的上肢与手的运动功能,具备便利性,适配各种各样的环境。此评定软件的高重测信度关键依托高精度视频捕捉技术对运动数据的标准化采集、稳定化提取与客观化分析,从数据获取源头解决了传统评定的误差问题;脑卒中患者上肢运动常伴随震颤、卡顿等细微异常,传统“快照式”评定难以捕捉动态变化,而视频捕捉技术以15—30fps的处理速度实现毫秒级数据采样,能完整记录运动全过程的轨迹波动与关节活动变化。这种连续采集可覆盖运动启动、执行到终止的全周期参数,从而获得稳定结果^[19-20]。基于安全性和可操作性的双重考量,本系统设置的功能评定均采用坐位,降低体位转换风险。考虑到脑卒中患者的平衡功能较差,可以有效规避体位改变引发的潜在跌倒风险^[21],保证评定过程中患者的安全性。此外,本脑卒中上肢运动功能智能评定系统基于机器学习算法,将前期智能评定系统分析视频的评定结果与治疗师现场评定的结果进行数据融合用于训练系统,不断地优化系统进而提升系统评定准确性。

然而,当前脑卒中上肢运动功能智能评定系统在临床验证中仍存在一些不足和缺陷,存在提升空间。首先,本研究结果显示脑卒中上肢运动功能智能评定系统与Brunnstrom运动功能分期的评定结果的一致性较高(Kappa值介于0.816—0.900),但手部分期稍低一些,特别是在判断手部活动是Ⅲ还是Ⅳ期时。根据Brunnstrom运动功能分期理论,脑卒中患者手部活动处于Ⅲ期与Ⅳ期的核心区别在于共同运动模式是否被打破以及主动分离运动的出现,具体表现为手部主动伸指能力的变化。Ⅲ期表现为无主动伸指,屈曲后需外力放松;Ⅳ期则存在小范围主动伸指及部分分离运动;然而,目前的系统由于识别功能的完善和机器学习模型训练较少很难判断出手部手指是主动放松还是主动伸指^[22]。

为了改进识别区分Ⅲ期与Ⅳ期的不足:①考虑增加收集脑卒中患者的数量来完善机器学习训练模型;②考虑在原动作的基础上增加患手伸指到终末端时小范围的多次屈曲和伸直手指来观察手部主动的屈伸指功能;③考虑增加一个小指侧的侧方拍摄

观察手指侧方屈伸指活动。上肢和手部V期的准确率低的原因可能和样本量低有关,未来研究可招募更多被试者来验证其准确率。VI期上肢表现为运动协调接近正常,但智能评估系统中未增加协调的动作识别,当患侧上肢高举只能过头,但又无法接近健侧上肢运动角度时,软件界定为V期,而VI期患侧上肢主要和健侧上肢上举对比,健侧上肢可上举至前屈180°,软件界定当患侧上肢上举接近健侧上肢上举运动角度和完成时间时为VI期,但不能很好反映患者上肢的协调性。另外,如果手部不出现任何活动,同时无法判断肌张力的情况下,智云康伴智能评定系统无法通过视频准确地进行手部处于I期或II期的准确评定。在临床实践中还发现,患者因痉挛导致的手指蜷缩,系统在手指的遮挡下误认为此时患者手部握拳进行错误的评定。

本研究发现基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统的重测信度和不同评定者间的信度都较高,与以往文献的结果一致^[23]。研究显示,基于视频捕捉的运动学指标中,轨迹误差、平均速度等参数的重测信度达“优秀”等级,Bland-Altman分析证实不同时间测量结果的一致性界限内数据占比极高,有效规避了单次测量的偶然性误差^[23]。既往研究指出影响自动评定信效度的因素有很多^[24-26]。比如,远程评定工具的质量和稳定性就直接影响结果的准确性和可靠性。根据Venkataraman团队^[27-28]的研究,远程视频会议的影像分辨率和画面传输流畅度可能对运动协调功能的远程评定结果产生显著影响,其信度与效度会随着视听质量的波动而出现明显变化。脑卒中上肢运动功能智能评定系统因只采集视频数据,如果视频采集不够清晰或存在角度偏差,并且机器学习需要大量数据去优化模型,这些因素对于自动评定的结果会产生影响。本研究采用视频捕捉技术以15—30fps的处理速度实现毫秒级数据采样,以及采用160例患者的数据来优化机器学习的模型来提高该智能系统的可信度和准确性。此外,其自动评定中需要使用的动作比较复杂,需要患者有较好的认知水平去理解动作,患者按照指引作出指定动作时,如果穿着宽松衣物或较长衣物遮盖肢体时,智能评定系统无法进行准确的判断。

鉴于本研究的结果,针对研发的脑卒中上肢运

动功能智能评定系统的进一步系统优化应着重以下方面:比如,需要在评定手部V期和VI期时增加健侧对比,根据Brunnstrom运动功能分期理论,V期手的表现是用手掌抓握,能握圆柱状及球形物,但不熟练,能随意全指伸开,但范围大小不等。VI期手的表现是能进行各种抓握全范围的伸指,可进行单指活动,但比健侧稍差^[23]。这与临床实际康复评定中治疗师的常规操作契合,治疗师会通过双侧对比来确定患者是否达到VI期,尤其是在精细动作和协调性方面。此外,提升医疗从业者的数字技术应用能力、确定远程评定专业资质、提升患者对于远程评定系统使用的熟练度对提高远程评定的信效度至关重要^[29-30]。并且,改善拍摄视频的条件,例如采用高像素的摄像设备拍摄评定视频、选取空白背景拍摄视频、要求患者仅穿一件轻薄衣物参与评定并且避免衣物遮盖肢体。

4 结论

基于机器学习的脑卒中上肢运动功能智能评定系统与人工评定的上肢Brunnstrom运动功能分期的评定结果具有良好的可信度和准确度,可作为脑卒中患者上肢运动功能远程康复的评定工具,便于后期为脑卒中患者提供远程居家康复指导。

参考文献

- [1] 刘晨,井国防,王君业.中国脑卒中院前急救的最新进展[J].中国急救医学,2022,42(7):614—619.
- [2] 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.
- [3] Hatem SM, Saussez G, Della Faille M, et al. Rehabilitation of motor function after stroke: A multiple systematic review focused on techniques to stimulate upper extremity recovery[J]. Front Hum Neurosci, 2016, 13(10):442.
- [4] 贾杰.脑卒中后手功能康复现状[J].老年医学与保健, 2015, 21(3):129—131.
- [5] 袁小敏, 琚红艳.重复局部肌肉振动疗法对脑卒中偏瘫早期患者上肢功能恢复的效果[J].中国康复理论与实践, 2018, 24(8):938—941.
- [6] 王晓春, 王俊华.运动反馈虚拟现实四肢康复系统评定模块设计[J].中国康复理论与实践, 2019, 25(5):597—601.
- [7] 王成前.基于深度学习与运动捕捉技术的康复评定系统研究

- 与实现[D].济南:济南大学, 2023.
- [8] 刘朗. 基于深度学习的脑卒中上肢运动功能自动评定[D].成都:电子科技大学, 2020.
- [9] 王跃, 郁磊, 傅建明, 等. 基于极限学习机的脑卒中上肢康复Brunnstrom远程智能评定系统[J].生物医学工程学杂志, 2014, 31(02):251—256.
- [10] 赵科洪, 王婷婷, 屈云. iKcare分级评定系统与Brunnstrom分期评定脑卒中患者上下肢运动功能的一致性评价[J].成都:华西医学, 2023, 38(5):694—697.
- [11] Goldstein LB, Bertels C, Davis JN. Interrater reliability of the NIH stroke scale[J]. Arch Neurol. 1989, 46(6):660—662.
- [12] Furness J, Johnstone S, Hing W, et al. Assessment of shoulder active range of motion in prone versus supine: a reliability and concurrent validity study[J]. Physiother Theory Pract, 2015, 31(7):489—495.
- [13] Bravi R, Caputo S, Jayousi S, et al. An inertial measurement unit-based wireless system for shoulder motion assessment in patients with cervical spinal cord injury: A validation pilot study in a clinical setting[J]. Sensors (Basel), 2021, 21(4):1057.
- [14] Vauclair F, Aljurayyan A, Abduljabbar FH, et al. The smartphone inclinometer: A new tool to determine elbow range of motion?[J]. Eur J Orthop Surg Traumatol, 2018, 28(3):415—421.
- [15] Reissner L, Fischer G, List R, et al. Minimal detectable difference of the finger and wrist range of motion: comparison of goniometry and 3D motion analysis[J]. J Orthop Surg Res, 2019, 14(1):173.
- [16] Li S, Wu K, Meng Q, et al. Research progress on intelligent assessment system for upper limb function of stroke patients[J]. Sheng Wu Yi Xue Gong Cheng Xue Za Zhi, 2022, 39(3):620—626.
- [17] Chen X, Shi Y, Wang Y, et al. Deep learning-based image automatic assessment and nursing of upper limb motor function in stroke patients[J]. J Healthc Eng, 2021, 2021:9059411.
- [18] Razfar N, Kashef R, Mohammadi F. Automatic post-stroke severity assessment using novel unsupervised consensus learning for wearable and camera-based sensor datasets[J]. Sensors (Basel), 2023, 23(12):5513.
- [19] 石雨, 马红梅, 贾杰, 等. 多维度视频定量评定系统在脑卒中患者手功能康复评定中的应用[J].新疆医科大学学报, 2022, 45(3):296—301.
- [20] 李雅希, 陈思平, 杨欢. 基于Mediapipe的脑卒中患者康复系统设计[J].计算机技术与发展, 2025, 35(1):169—176.
- [21] 李静, 余茜. 成都市社区脑卒中后遗症期患者跌倒情况调查及相关因素分析[J].中国康复医学杂志, 2020, 35(1):69—72.
- [22] 王玉龙. 康复功能评定学[M].第3版.北京:人民卫生出版社, 2018.
- [23] Kim WJ, Kumthornthip W, Oh BM, et al. Feasibility of video clip analysis on effect of botulinum toxin-A injection for post-stroke upper limb spasticity[J]. Toxins (Basel), 2013, 5(5):983—991.
- [24] Davies L, Hinman RS, Russell T, et al. International videoconferencing steering group. An international core capability framework for physiotherapists to deliver quality care via videoconferencing: a Delphi study[J]. J Physiother, 2021, 67(4):291—297.
- [25] Moon SJE, Dabbs AD, Hergenroeder AL, et al. Considerations for assessing physical function and physical activity in clinical trials during the COVID-19 pandemic[J]. Contemp Clin Trials, 2021, 105:106407.
- [26] English C, Ceravolo MG, Dorsch S, et al. Telehealth for rehabilitation and recovery after stroke: State of the evidence and future directions[J]. Int J Stroke, 2022, 17(5):487—493.
- [27] Venkataraman K, Amis K, Landerman LR, et al. Teleassessment of gait and gait aids: validity and interrater reliability[J]. Phys Ther, 2020, 100(4):708—717.
- [28] Venkataraman K, Morgan M, Amis KA, et al. Tele-assessment of the Berg balance scale: effects of transmission characteristics[J]. Arch Phys Med Rehabil, 2017, 98(4):659—664.e1.
- [29] Cary MP Jr, Spencer M, Carroll A, et al. Benefits and challenges of delivering tele-rehabilitation services to rural veterans[J]. Home Healthc Now, 2016, 34(8):440—446.
- [30] Tyagi S, Lim DSY, Ho WHH, et al. Acceptance of tele-rehabilitation by stroke patients: perceived barriers and facilitators[J]. Arch Phys Med Rehabil, 2018, 99(12):2472—2477.e2.