

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104225

基于视频的自动 Fugl-Meyer 评估方法研究*

沈子祺¹ 谢文军² 刘晓平¹

(1. 合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009, 2. 合肥工业大学软件学院 合肥 230009)

摘要: Fugl-Meyer 量表是目前临床使用最多的卒中中感知运动损伤评定方法之一,但由于 Fugl-Meyer 量表的动作指导和评分都需要专业的康复师参与,Fugl-Meyer 评估难以在居家条件下进行。为此,提出了一种基于视频的 Fugl-Meyer 评估系统。该系统由运动数据获取模块和 Fugl-Meyer 评估模块两个模块组成。运动数据获取模块可以从视频中获取欧拉角格式的运动数据;Fugl-Meyer 评估模块会根据运动数据获取模块输出的数据与 Fugl-Meyer 量表评分形成的映射关系给出评估结果。该系统允许用户使用最常见的相机进行居家 Fugl-Meyer 评估。在 Human 3.6M 数据集上进行了实验,实验结果表明本文系统评估准确且能覆盖 Fugl-Meyer 量表中的绝大多数测试项目。

关键词: 深度学习;人体姿态估计;Fugl-Meyer 评估

中图分类号: TN409;TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Automatic Fugl-Meyer assessment based on videos

Shen Ziqi¹ Xie Wenjun² Liu Xiaoping¹

(1. School of Computer Science and Information Technology, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. School of Software, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Fugl-Meyer Assessment is one of the most commonly used methods in stroke impairment evaluation. However, Fugl-Meyer assessment needs guidance and grading from professional rehabilitation medical doctors. Therefore, there are challenges in stay-home Fugl-Meyer assessment. In this paper, we present a system that can make Fugl-Meyer assessment from videos taken by common cameras. The proposed system consists of two modules: A motion data capture module for fetching motion data in Euler Angles from videos and a Fugl-Meyer assessment module for grading through motion data from the former module. Experimental tests are conducted on the Human 3.6 M dataset and demonstrate that our video-based Fugl-Meyer assessment system performs well in accuracy and covers most of the test items in Fugl-Meyer assessment table.

Keywords: deep learning; human pose estimation; Fugl-Meyer assessment

0 引言

卒中是一种急性脑血管疾病,伴随肢体瘫痪、言语障碍、认知障碍等症状,具有高发病率、复发率、致残率和死亡率,严重危害生命健康^[1]。2019 美国心脏协会/美国卒中协会(American heart association/American stroke association, AHA/ASA)卒中一级预防指南^[2]强调:预防和康复对卒中治疗至关重要。然而,2020 年 COVID-19

在全球范围内的爆发式流行限制了卒中患者参与传统的线下康复治疗,卒中康复亟需革新以应对当下局势。随着人工智能的发展,该技术也在医疗领域得到广泛应用^[3-5],其中王景丽等^[6]提出了一种基于遗传算法和极限学习机的卒中居家康复方法。

王景丽等^[6]提出的方法旨在实现 Fugl-Meyer 量表^[7](Fugl-Meyer assessment, FMA)的自动评估。FMA 是目前使用最多的卒中中感知运动损伤评定方法,它通过对患者上下肢完成一系列指定动作的情况进行评分,从而给

收稿日期: 2021-04-26 Received Date: 2021-04-26

* 基金项目:国家重点研发计划课题(2020YFC1523100)、国家自然科学基金面上项目(61877016)资助

出临床上的运动障碍评定,但由于 FMA 的动作指导和评分工作都需要专业的康复师参与,FMA 难以在居家条件下进行。为了实现居家 FMA,王景丽等^[6]让患者佩戴惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)从而获取运动数据,并通过遗传算法和极限学习机建立模型对完成情况进行评分。然而该方法依赖专业的传感器,限制了其在居家康复中的普及。

为了使用更加常见的设备进行居家 FMA,本文通过 RGB 相机拍摄的视频进行运动功能评定,首先从视频中获取被拍摄者的运动数据,运动数据使用欧拉旋转角描述并作为后续评分的量化依据,接着将旋转角转化为对应的运动能力描述,最终参照 FMA 量表给出评分。受 Pavllo 等^[8]在人体姿态估计研究中的启发,本文使用时域卷积网络^[9](temporal convolutional network, TCN)训练了模型,本文的自动 FMA 系统通过该模型能够捕捉视频中患者的动作并给出准确的 FMA 评分。

1 相关工作

本文通过深度学习实现自动化脑卒中感知运动损伤评定,脑卒中相关损伤评定方法以及近期深度学习在脑卒中治疗中的应用如下。

1.1 脑卒中相关损伤评定方法

脑卒中诱发的损伤主要包括肢体瘫痪、肌肉痉挛、感知运动损伤、活动能力损伤^[2]。

对于肢体瘫痪的评定,运动力指数^[10](motricity index, MI)是一种常用的指标。该方法会让患者完成上下肢各 3 组动作,之后根据完成情况对肌肉力量进行评分。MI 的测定依据为患者完成指定动作时相关躯干的运动幅度,可用旋转角度量化表示。抓握肌力测评法^[11](grip and pinch dynamometry, GPD)也是在卒中康复治疗中推荐的评估方法,这种方法有一组标准参考值,将患者抓握动作的完成情况与标准值对比即可对肌力进行评估,该方法可通过 IMU 获取肌力数据。

临床最常用的肌肉痉挛评估方法之一是改良 Ashworth 量表^[12](modified Ashworth scale, MAS),它通过评价患者的关节活动灵活度确定其痉挛程度,并将痉挛程度分成从低到高 4 个等级,该方法可针既可针对全身也可针对部分关节进行评测,其中需要的运动幅度数据可借助相机/传感器获取并量化表示。

感知运动损伤评估最常见的临床方法是 Fugl-Meyer 量表评估^[7],它是一种评估全面且易于操作的方法,也是本文致力于通过深度学习方法进行自动化评估的指标。FMA 量化了感知运动能力,FMA 量表中会对上下肢完成的指定动作逐项打分。指定动作包含协同性动作、非协同性动作以及反射动作,最终得分可以同时反映全身及

各个部位的协同能力。另外一种感知运动损伤评估的量化方法是 Chedoke McMaster 卒中评估^[13](Chedoke McMaster stroke assessment, CMSA),通过 6 个维度进行评估,包括肩部疼痛情况、姿态保持能力、手臂能力、手部能力、腿部能力和足部能力。

在活动能力损伤评估中,Chedoke McMaster 也提出了针对上肢活动能力的评估方法 Chedoke 手臂手掌活动指数^[14](Chedoke arm and hand activity index, CAHAI)。同样用于上肢活动能力测试的还有 Wolf 运动能力测试^[15](Wolf motor function test, WMFT),该量表与 FMA 不同之处在于它不仅像 FMA 一样评估损伤情况,而且可以评估康复训练对损伤治疗的效果。Berg 平衡量表^[16](Berg balance scale, BBS)是一种对平衡能力的评估方法,量表评分越高表示用户的平衡能力越强,得分低于 40 时表示用户有跌倒的风险。Sullivan 等^[17]指出步幅和步速是评估行动能力的重要指标,此类数据易于通过动作捕捉设备获取。

如表 1 所示,上述脑卒中相关损伤评定方法中的测定依据均可量化描述,这些量化数据可通过相机、IMU 或动作捕捉设备等硬件采集,通过计算机和机器学习方法对这些数据分析建模,为损伤测定的自动化提供了可能性。

表 1 脑卒中相关损伤评定方法中的可量化数据

Table 1 Measurement and quantitative data of stroke

损伤类别	测定方法	测定依据	测定依据量化
肢体瘫痪	MI ^[10]	身体部位运动幅度	运动部位旋转角
	GPD ^[11]	抓握情况	握力数据
肌肉痉挛	MAS ^[12]	关节活动灵活度	活动关节旋转角
	FMA ^[7]	身体部位运动幅度	运动部位旋转角
感知运动损伤	CMSA ^[13]	身体部位能力	肌力数据
	CAHAI ^[14]	手臂手掌运动幅度	运动部位旋转角
活动能力损伤	WMFT ^[15]	上肢活动能力	运动部位旋转角
	BBS ^[16]	平衡能力	身体倾角
	Sullivan 等 ^[17]	步幅步速	步幅步速

1.2 深度学习与脑卒中治疗

随着近年医疗相关数据的丰富和硬件计算性能的提升,除了引入更先进的硬件外^[18],深度学习与医疗的结合也逐渐扩大^[19-20]。在脑卒中治疗中,深度学习的一大应用是脑卒中相关的预测,Hung 等^[21]对比了深度神经网络与其他机器学习方法在大规模人群下脑卒中预测的效果。与此同时,Chauhan 等^[22]对比了浅层学习与深度学习的脑卒中预测结果。Cheon 等^[23]通过主成分分析(principal component analysis, PCA)和深度神经网络(deep neural network, DNN)预测了脑卒中患者的死亡率。Nielsen 等^[24]使用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)进行了急性缺血性卒中患者组织最终形

态和治疗效果的预测。

深度学习方法除了可以进行脑卒中相关的预测,还可以辅助脑卒中的康复治疗。Jacob 等^[25]通过深度学习分析方法处理脑电波传感器获取的数据建立模型,并依托该模型构建系统辅助脑卒中患者肌肉康复治疗。Panwar 等^[26]提出了一个面向卒中康复的网络 Rehab-Net,该方法使用穿戴式设备作为数据采集硬件,通过 CNN 进行动作分类,辅助上肢功能康复。与上述两种康复方法不同的是,本文使用了非穿戴式的设备(相机)进行数据采集,进一步提升了康复系统的易用性。

2 本文方法

2.1 运动数据获取模块

运动数据获取模块的功能是通过深度神经网络模型从视频中获取患者的运动数据,该运动数据通过欧拉角形式保存。该模块的输入为患者完成 Fugl-Meyer 量表^[7]指定动作的视频,输出为欧拉角格式的运动数据。

1) 网络模型

如图 1 所示,受 Pavllo 等^[8]启发,运动数据获取模块使用的网络包括 Mask R-CNN^[27]、级联金字塔网络^[28](cascaded pyramid network, CPN)和 TCN^[9]。Mask R-CNN 和 CPN 可以从视频中获取人体包围盒(bounding box)和二维关键点,而 TCN 会将 Mask R-CNN 和 CPN 获取的二维关键点转化为欧拉角运动数据。TCN 由多层一维空洞卷积层通过残差方式连接构成,其中层数为 D ,每个卷积层的大小为 W ,网络输入层的接收域 $F = W^D$ 。网络的输入为连续 F 帧二维关键点。相邻一维卷积层之间都会经过一维批处理标准化^[29](batch normalization, BN)、线性整流函数^[30](rectified linear unit, ReLU)和随机失活^[31](dropout)的处理。根据此网络结构,输入的视频每 F 帧可以得到 1 帧欧拉角运动数据。

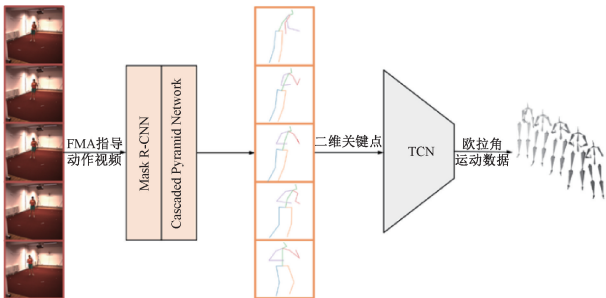


图 1 运动数据获取模块网络流程及结构

Fig. 1 Network procedure and architecture of motion data fetching module

据,则输入 N 帧视频只能输出 $N - F + 1$ 帧欧拉角运动数据,无法完整描述运动序列,更无法用于 Fugl-Meyer 量表评估,甚至当 $N < F$ 时无法输出。因此,为了获得与输入的视频帧数相同的欧拉角运动数据,TCN 的输入需要进行长度扩张。本文将输入 TCN 的 N 帧二维关键点坐标扩张至 $N + 2F - 1$ 帧,此时视频的前 $(F - 1)/2$ 帧为原始 N 帧中第 1 帧的复制,后 $(F - 1)/2$ 帧为原始 N 帧中第 N 帧的复制,中间 N 帧保持不变。根据此网络结构,由 $N + 2F - 1$ 帧二维关键点可以得到 N 帧欧拉角运动数据。长度扩张实例如图 2 所示,此时 $F = 9, N = 6$ 。

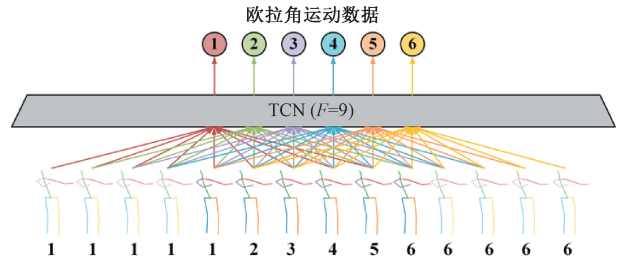


图 2 输入长度扩张实例

Fig. 2 A sample of input padding

因运动数据获取模块以输出欧拉角运动数据为目标,在用 Human3.6 M 数据集^[32]训练时,用 Human 3.6 M 数据集中的 BVH 数据作为标签。在该数据集中,每一帧都具有 78 个数据通道,其中前 3 个通道是人体髋关节在空间中的三维坐标,描述了人体在空间中的绝对位置。其余 75 个通道每 3 个组成 1 个欧拉角,描述了人体一段骨骼相对于父节点的旋转。需要注意的是,由于存在部分骨骼的旋转仅用 1 个欧拉角旋转分量描述,同时也存在部分骨骼无旋转,这些骨骼的欧拉角始终有 2~3 个分量取值为 0。这些数值恒定的通道无需被网络估计,故这 75 个旋转通道在去除这些通道后可以精简至 51 个。最终的标签欧拉角运动数据为 51 个通道的精简 BVH 数据。

2) 损失函数

由于采用欧拉角描述运动数据,但是欧拉角存在不连续问题^[33],在训练时这种不连续性会影响网络的训练,不能如估计三维坐标人体姿态的方法一样直接使用均方误差(mean squared error, MSE)作为损失函数。为此本文提出了一种针对欧拉角不连续性的损失函数。由于欧拉角的不连续性来源于它的周期性,具体表现为实际相近的旋转分量由于所处周期不同,在数值上相差巨大。正确描述估计结果 $\theta_{\text{estimation}}$ 与标签数据 θ_{label} 之间的距离 d 的关键在于描述欧拉角的周期性,而正弦函数恰好能满足这种周期性,因此本文定义:

$$d = \sin^2 \frac{\theta_{\text{estimation}} - \theta_{\text{label}}}{2} \quad (1)$$

仅以 F 帧视频作为输入只能获得 1 帧欧拉角运动数

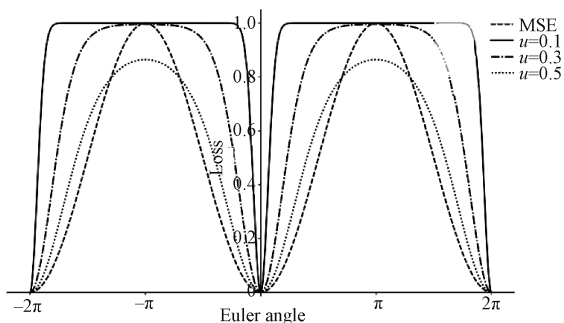


图 3 均方误差与不同 μ 下本文损失函数的变化趋势

Fig. 3 Trends of MSE and our loss function with different means

然而经过正弦函数处理后, d 在数值上缩小, 如果此时直接用 d 作为损失函数, 会导致网络梯度下降速度缓慢。Zhang 等^[34]提出了一种损失函数, 具有高斯分布的形式, 记 μ 为高斯分布的数学期望。如图 3 所示, 相对于均方误差, Zhang 等^[33]的损失函数在选择较小的 μ 后, 可以在误差较小时仍保持良好的梯度下降速度。受此启发, 本文定义损失函数:

$$L = 1 - \exp\left(-\frac{d}{2\mu^2}\right) \quad (2)$$

3) 网络训练

在运动数据获取模块中, 使用的 Mask R-CNN 和 CPN 来自预训练模型, 本文主要针对 TCN 设计训练参数, 使其获取的欧拉角运动数据适用于 Fugl-Meyer 量表的自动评分。

运动数据获取模块的 TCN 以图 4 所示的网络结构 (该网络共有 3 层空洞卷积层, 卷积核大小为 3, 输入层的接受域为 27, 即输入了 27 帧拥有 17 个坐标点共 34 个通道的二维关键点, 经过多层一维卷积、一维批处理标准化、线性整流函数和随机失活后, 最终得到 1 帧 51 个通道的欧拉角运动数据) 进行了训练, 由 3 层一维卷积层组成, 网络各卷积层间包含概率为 0.25 的随机失活。网络使用自适应矩估计 (Adam) 优化器, 初始学习率取 0.001, 每次迭代训练后按 0.95 的比例缩小学习率, 批处理规模为 1 024。迭代训练了 100 次, 最终由输入 27 帧拥有 17 个坐标点共 34 个通道的二维关键点得到 1 帧 51 个通道的欧拉角运动数据。

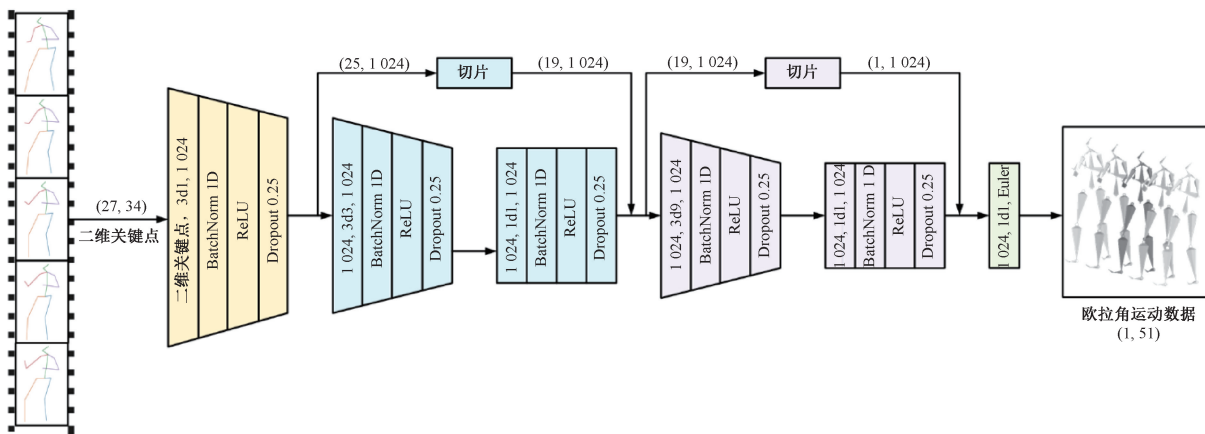


图 4 运动数据获取模块的 TCN 结构

Fig. 4 The temporal convolutional network architecture of motion data fetching module

2.2 Fugl-Meyer 评分模块

Fugl-Meyer 评分模块的功能是通过输入运动数据获取模块获得的欧拉角运动数据, 根据 Fugl-Meyer 量表测定标准与欧拉旋转角和完成时间的映射关系, 给出对应的 FMA 评分。故 FMA 评分模块的输入为运动数据获取模块获得的欧拉角运动数据, 输出为 FMA 评分。

1) 评估指标

根据 2019 年 AHA/ASA 卒中一级预防指南^[2]中对于卒中康复运动指导动作的描述, 本文整理了 FMA 各指导动作评估的部位、各部位运动欧拉旋转角域、动作完成时间与运动幅度的对应关系及对应的评分。原 Fugl-Meyer 量表和上述量化指标的对应关系见附表 3。

2) 评分方法

用户在选择了一项 FMA 指导动作类别并上传对应视频之后, 首先会通过运动数据获取模块获得与视频帧数 F 等长的欧拉角运动数据 P , 评分会根据 P 按以下算法进行。

输入: 欧拉角运动数据 P

输出: FMA 评分 S

步骤 1) P 中所有欧拉角对 360° 取余, 使 $P \in [0^\circ, 360^\circ)$ 。

步骤 2) 若 P 表示的 FMA 指导动作包含对完成时间的要求, 则根据视频帧率 (frames per second, fps) 计算完成时间对应的帧长度 l , 之后执行步骤 3)。否则执行步骤 5)。

步骤 3) 若 $F > l$, 通过步长为 1 大小为 l 的滑窗将

输入的 F 帧运动数据 P 分成 $F-l+1$ 段子运动数据片段, 记为 (P_1, \dots, P_{F-l+1}) , 之后执行步骤 4)。否则执行步骤 5)。

步骤 4) 计算 (P_1, \dots, P_{F-l+1}) , 中每一段中最大欧拉角与最小欧拉角之差, 将此误差作为运动幅度的量化表示, 根据附录表 3 计算 FMA 评分, P 的最终得分为 (P_1, \dots, P_{F-l+1}) , 中的最大得分, 故在计算过程中若 P_i 得到 2 分评分, 则停止对 P_{i+1} 至 P_{F-l+1} 的评分。

步骤 5) 计算 P 中最大欧拉角与最小欧拉角之差, 将此误差作为运动幅度的量化表示, 根据附录表 3 计算 FMA 评分。

根据以上算法, 用户可以通过上传全部指定动作得到完整的 FMA 评分, 也可以只上传部分动作的视频得到指定部位的 FMA 评分。

系统界面如图 5 所示, 该系统在 PC 端和移动端均可使用。用户首先选择一项 FMA 指导动作类别, 上传或即时拍摄该类动作视频, 运动数据获取模块会调用网络模型从视频中获取欧拉角运动数据并显示结果, 之后 FMA 评分模块会对数据分析最终给出 FMA 评分。在完成各项评分后可生成 FMA 总评及单项评分报告, 用户可以选择保存运动数据获取模块获得的欧拉角运动数据。用户在该系统注册登录后, 还支持保存和查看历史评估报告。



图 5 FMA 评分系统界面

Fig. 5 User interface of FMA system

3 实验分析

与原版 Fugl-Meyer 量表^[7]相比, 本文的卒中评估系统可以对其中的 37 项指定动作进行测试, 并且可以对其中 14 个部位损伤情况进行评估, 覆盖了原表 82.3% 的测试部位。与王丽景等^[6]基于遗传算法和极限学习机的 FMA 方法相比, 传统方法仅能对上肢部位进行测试, 本文相对王丽景等^[6]的方法测试部位覆盖率提升了 23.5%。

本文使用 Human 3.6M 数据集^[32]的 {S1, S5, S6, S7, S8} 5 组数据进行了网络训练, 并使用 {S9, S11} 两组数据共 236 段动作模拟卒中患者运动数据进行了 FMA 评分测试, 使用附录表 3 中提出的评估指标进行评分, 以评分正确率作为评估指标对本文卒中损伤评估系统的精度进行实验测试。单项动作名称按附录表 3 中顺序缩写为上/下+动作序号 (如肩外旋屈肌协同运动缩写为上(6)), 单项和总评测试结果如表 2 所示。

表 2 卒中损伤评估系统精度测试

Table 2 Evaluation on accuracy of stroke assessment system

动作类别	得分数量(评估/标签)			评分正确率
	0 分	1 分	2 分	
上(1)	0/4	4/8	232/224	0.949
上(2)	8/8	4/0	224/228	0.966
上(3)	3/0	8/0	225/236	0.907
上(4)	1/0	4/0	231/236	0.958
上(5)	9/0	6/4	221/232	0.907
上(6)	4/0	5/0	225/236	0.924
上(7)	0/0	3/4	233/232	0.992
上(8)	4/0	11/0	221/236	0.873
上(9)	1/0	0/0	235/236	0.992
上(10)	2/0	3/0	231/236	0.957
上(11)	0/0	0/0	236/236	1.000
上(12)	3/0	4/0	229/236	0.941
上(13)	2/0	2/0	232/236	0.966
上(14)	1/0	4/0	231/236	0.958
上(15)	6/0	5/0	225/236	0.907
上(16)	4/0	4/0	228/236	0.932
上(17)	9/4	1/0	226/232	0.949
上(18)	7/0	15/0	214/236	0.814
上(19)	2/0	10/0	224/236	0.898
上(20)	6/0	6/0	224/236	0.898
上(21)	5/0	1/0	230/236	0.949
上(22)	0/0	3/4	233/232	0.992
上(23)	0/0	1/0	235/236	0.992
下(1)	5/4	8/4	223/228	0.958
下(2)	0/0	0/0	236/236	1.000
下(3)	0/0	2/0	234/236	0.983
下(4)	1/0	0/0	235/236	0.992
下(5)	4/0	3/0	229/236	0.941
下(6)	2/0	2/0	232/236	0.966
下(7)	1/0	0/0	235/236	0.992
下(8)	0/0	0/0	236/236	1.000
下(9)	0/0	7/8	229/228	0.992
下(10)	6/0	7/0	223/236	0.890
下(11)	1/0	5/0	230/236	0.949
下(12)	1/0	2/0	233/236	0.975
下(13)	5/0	5/0	226/236	0.915
下(14)	4/0	1/0	231/236	0.958
合计	107/20	144/32	8481/8680	0.954

经实验测试,本文 FMA 系统准确率约为 95.4%,有较高的精确度。系统中网络模型基于 Human 3.6M 数据集进行训练,数据集拍摄使用的 RGB 相机 (Basler piA1000) 与常见的家用相机成像规格近似,在使用接近原数据集的相机参数后,系统能够达到接近原数据集实验中描述的高鲁棒性^[32],是可行的居家 Fugl-Meyer 评估方法。

4 结 论

本文提出的基于视频的卒中损伤评估系统首先使用 Mask R-CNN、级联金字塔网络和时域卷积网络模型从视频中提取欧拉角格式的运动数据,并且根据该领域高可信度的指南构建了欧拉角运动数据和 Fugl-Meyer 卒中损伤评估量表的对应关系,参考该映射关系可以将卒中损伤评估系统中运动数据获取模块得到的数据转化为对应的 Fugl-Meyer 评分。

与同样为了实现自动化 Fugl-Meyer 量表评分的王景丽等^[6]的工作相比,本文可测试部位的覆盖率提升了 23.5%。该系统基本满足了居家卒中损伤评估的需求,有较高的准确性和易用性。

实验过程中,本文观察到仍存在部分指定动作的评估准确率较低,需要进一步提升评估系统的准确度。此外,虽然相比过去的自动 Fugl-Meyer 量表评分系统测试部位覆盖率有所提升,但仍无法对手足等较小部位作评估,未来将针对这些更具挑战的部位设计评估方法。本文的实验测试均在室内环境下使用固定的 RGB 相机进行数据采集,目前本文系统仍对相机参数和场景布置(如场景复杂度、光照条件等)存在依赖,未来将通过扩充训练数据集进一步提升系统的泛用性。对于其他可以通过欧拉角量化评价指标的卒中损伤评估方法,未来也将对这些方法进行适配。

参考文献

- [1] 王拥军,李子孝,谷鸿秋,等. 中国卒中报告 2019(1)[J]. 中国卒中杂志, 2020(10):1037-1043.
WANG Y J, LI Z X, GU H Q, et al. China stroke statistics 2019 (1) [J]. Chinese Journal of Stroke, 2020(10):1037-1043.
- [2] WARNER J J, HARRINGTON R A, SACCO R L, et al. Guidelines for the early management of patients with acute ischemic stroke; 2019 update to the 2018 guidelines for the early management of acute ischemic stroke[J]. Stroke, 2019, 50(12):3331-3332.
- [3] HEO J N, YOON J G, PARK H, et al. Machine learning-based model for prediction of outcomes in acute stroke[J]. Stroke, 2019, 50(5):1263-1265.
- [4] LEE H, LEE E J, HAM S, et al. Machine learning approach to identify stroke within 4.5 hours[J]. Stroke, 2020, 51(3):860-866.
- [5] WU Q, KUANG H L, ERICKA T, et al. Machine learning for detecting early infarction in acute stroke on non-contrast-enhanced CT [J]. Radiology, 2020, 294(3):638-644.
- [6] 王景丽,李亮,郁磊,等. 基于遗传算法和极限学习机的 Fugl-Meyer 量表自动评估[J]. 计算机应用, 2014, 34(3):907-910, 914.
WANG J L, LI L, YU L, et al. Automated fugl-meyer assessment based on genetic algorithm and extreme learning machine[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(3):907-910, 914.
- [7] SULLIVAN K J, TILSON J K, CEN S Y, et al. Fugl-Meyer assessment of sensorimotor function after stroke: Standardized training procedure for clinical practice and clinical trials. [J]. Stroke, 2011, 42(2):427.
- [8] PAVLLO D, FEICHTENHOFER C, GRANGIER D, et al. 3D human pose estimation in video with temporal convolutions and semi-supervised training [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 7753-7762.
- [9] HOASSIN M R I, LITTLE J J. Exploiting temporal information for 3D pose estimation [J]. Computer Science, 2017, arXiv:1711.08585.
- [10] FAVAZI M, DEHKORDI S N, DADGOO M, et al. Test-retest reliability of motricity index strength assessments for lower extremity in post stroke hemiparesis [J]. Medical Journal of the Islamic Republic of Iran, 2012, 26(1):27-30.
- [11] AGUIAR L T, MARTINS J C, LARA E M, et al. Dynamometry for the measurement of grip, pinch, and trunk muscles strength in subjects with subacute stroke: Reliability and different number of trials[J]. Brazilian Journal of Physical Therapy, 2016, 20(5):395-404.
- [12] ANSARI N N, NAGHDI S, MASHAYEKHI M, et al. Intra-rater reliability of the Modified Modified Ashworth Scale (MMAS) in the assessment of upper-limb muscle spasticity[J]. Journal of the Neurological Sciences, 2012, 333(2):552.
- [13] DANG M, RAMSARAN K D, STREET M E, et al. Estimating the accuracy of the Chedoke-McMaster stroke assessment predictive equations for stroke rehabilitation[J]. Physiotherapy Canada, 2011, 63(3):334-341.
- [14] ROWLAND T J, TURPIN M, GUSTAFSSON L, et al. Chedoke arm and hand activity inventory-9 (CAHAI-9):

- Perceived clinical utility within 14 days of stroke [J]. Topics in Stroke Rehabilitation, 2011, 18(4):382-393.
- [15] WOODBURY M, VELOZO C A, THOMPSON P A, et al. Measurement structure of the wolf motor function test: Implications for motor control theory [J]. Neurorehabilitation & Neural Repair, 2010, 24(9):791.
- [16] MIA C, LILLEMOR L O, NINA L, et al. Berg balance scale: Intrarater test-retest reliability among older people dependent in activities of daily living and living in residential care facilities [J]. Physical Therapy, 2016(9):1155-1163.
- [17] SULLIVAN J E, CROWNER B E, KLUDING P M, et al. Outcome measures for individuals with stroke: Process and recommendations from the American physical therapy association neurology section task force [J]. Physical Therapy, 2013, 93(10):1383-1396.
- [18] 徐瑞, 李志才, 王雯婕, 等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2):1-11.
- XU R, LI ZH C, WANG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2):1-11.
- [19] ZHOU Y, GRAHAM S, KOOHBANANI N A, et al. CGC-Net: Cell graph convolutional network for grading of colorectal cancer histology images [C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), 2019:388-398.
- [20] RAKHLIN A, TIULPIN A, SHVETS A A, et al. Breast tumor cellularity assessment using deep neural networks[J]. Computer Science, 2019, arXiv:1905.01743.
- [21] HUNG C Y, CHEN W C, LAI P T, et al. Comparing deep neural network and other machine learning algorithms for stroke prediction in a large-scale population-based electronic medical claims database[C]. 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2017.
- [22] CHAUHAN S, VIG L, GRAZIA M, et al. A comparison of shallow and deep learning methods for predicting cognitive performance of stroke patients from MRI lesion images[J]. Frontiers in Neuroinformatics, 2019, DOI: 10.3389/fninf.2019.00053.
- [23] CHEON S, KIN J, LIM J. The use of deep learning to predict stroke patient mortality[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2019, 16(11):1876.
- [24] NIELSEN A, HANSEN M B, TIEZTE A, et al. Prediction of tissue outcome and assessment of treatment effect in acute ischemic stroke using deep learning[J]. Stroke, 2018, 49(6):1394-1401.
- [25] JACOB S, MENON V G, AL-TURJMAN F, et al. Artificial muscle intelligence system with deep learning for post-stroke assistance and rehabilitation [J]. IEEE Access, 2019 (7): 133463 - 133473.
- [26] PANWAR M, BISWAS D, BAJAJ H, et al. Rehab-Net: Deep learning framework for arm movement classification using wearable sensors for stroke rehabilitation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 66(11): 3026 - 3037.
- [27] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017.
- [28] CHEN Y, WANG Z, PENG Y, et al. Cascaded pyramid network for multi-person pose estimation [J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 7103-7112.
- [29] SANTURKAR S, TSIPRAS D, ILYAS A, et al. How does batch normalization help optimization? [C]. NIPS, 2018.
- [30] HARA K, SAITO D, SHOUNO H. Analysis of function of rectified linear unit used in deep learning [C]. International Joint Conference on Neural Networks, IEEE, 2015.
- [31] GAL Y, GHAHRAMANI Z. Dropout as a Bayesian approximation: Representing model uncertainty in deep learning[C]. 33rd International Conference on Machine Learning, ICML 2016, 3: 1651-1660.
- [32] IONESCU C, PAPAAYA D, OLARU V, et al. Human3.6m: Large scale datasets and predictive methods for 3D human sensing in natural environments[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(7): 1325-1339.
- [33] ZHANG J, DENG B, HONG Y, et al. Static/dynamic filtering for mesh geometry [J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2019, 25(4):1774-1787.

作者简介



沈子祺, 2018 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为合肥工业大学硕士研究生, 主要研究方向为人体姿态估计。

E-mail: ziqi.shen@mail.hfut.edu.cn

Shen Ziqi received his B. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2018.

He is now a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology.

His main research interest is human pose estimation.



谢文军, 分别在 2006 年、2010 年和 2016 年于合肥工业大学获得学士学位、硕士学位和博士, 现为合肥工业大学实验师, 主要研究方向为运动数据采集、合成和自然交互。

E-mail: wjxie@hfut.edu.cn

Xie Wenjun received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Hefei University of Technology in 2006, 2010 and 2016, respectively. Now he is an experimentalist at Hefei University of Technology. His main research interests include human motion capture, motion synthesis and natural interaction.



刘晓平(通信作者), 分别在 1985 年于山东大学获得学士学位, 1987 年和 1998 年于合肥工业大学硕士学位和博士学位, 现为合肥工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为三维重建、计算机动画和仿真。

E-mail: liu@hfut.edu.cn

Liu Xiaoping (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Shandong University in 1985, M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Hefei University of Technology in 1987 and 1998, respectively. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include 3D reconstruction, computer animation and simulation.

表3 Fugl-Meyer 量表^[7]测定标准与对应的量化指标(欧拉旋转角与完成时间)
Table 3 Fugl-Meyer assessment^[7] and its quantitative benchmark (Euler angles and time)

项目	测定部位	0分	1分	2分
上肢-坐位				
1. 有无反射活动				
(1) 肱二头肌	前臂	不能引起反射活动 0.3s内前臂屈肘 $<10^{\circ}$		能引起反射活动 0.3s内前臂屈肘 $\geq 10^{\circ}$
(2) 肱三头肌	前臂	不能引起反射活动 0.3s内前臂伸展 $<10^{\circ}$		能引起反射活动 0.3s内前臂伸展 $\geq 10^{\circ}$
2. 屈肌协同运动				
(3) 肩上传	肩	完全不能进行 3s内肩上传 $<10^{\circ}$	部分完成 3s内 $10^{\circ} \leq$ 肩上传 $<20^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内肩上传 $\geq 20^{\circ}$
(4) 肩后缩	肩	完全不能进行 3s内肩后缩 $<10^{\circ}$	部分完成 3s内 $10^{\circ} \leq$ 肩后缩 $<20^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内肩后缩 $\geq 20^{\circ}$
(5) 肩外展 $\geq 90^{\circ}$	肩	完全不能进行 3s内肩外展 $<45^{\circ}$	部分完成 3s内 $45^{\circ} \leq$ 肩外展 $<90^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内肩外展 $\geq 90^{\circ}$
(6) 肩外旋	肩	完全不能进行 5s内肩外旋 $<135^{\circ}$	部分完成 5s内 $135^{\circ} \leq$ 肩外旋 $<270^{\circ}$	无停顿地充分完成 5s内肩外旋 $\geq 270^{\circ}$
(7) 肘屈曲	肘	完全不能进行 3s内肘屈曲 $<90^{\circ}$	部分完成 3s内 $90^{\circ} \leq$ 肘屈曲 $<180^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内肘屈曲 $\geq 180^{\circ}$
(8) 前臂旋后	腕	完全不能进行 3s内腕部旋转 $<45^{\circ}$	部分完成 3s内 $45^{\circ} \leq$ 腕部旋转 $<90^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内腕部旋转 $\geq 90^{\circ}$
3. 伸肌协同运动				
(9) 肩内收、内旋	肩	完全不能进行 5s内肩内收、内旋 $<135^{\circ}$	部分完成 5s内 $135^{\circ} \leq$ 肩内收、内旋 $<270^{\circ}$	无停顿地充分完成 5s内肩内收、内旋 $\geq 270^{\circ}$
(10) 肘伸展	肘	完全不能进行 3s内肘伸展 $<90^{\circ}$	部分完成 3s内 $90^{\circ} \geq$ 肘伸展 $<180^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内肘伸展 $\geq 180^{\circ}$
(11) 前臂旋前	腕	完全不能进行 3s内腕部旋转 $<45^{\circ}$	部分完成 3s内 $45^{\circ} \leq$ 腕部旋转 $<90^{\circ}$	无停顿地充分完成 3s内腕部旋转 $\geq 90^{\circ}$
4. 伴协同运动的活动				
(12) 手触腰椎	肩、肘	没有明显活动 5s内肩部旋转 $<45^{\circ}$ 或肘部旋转 $<45^{\circ}$	手仅可向后越过髂前上棘 5s内肩部旋转 $\geq 45^{\circ}$ 且 $45^{\circ} \leq$ 肘部旋转 $<90^{\circ}$	能顺利完成 5s内肩部旋转 $\geq 45^{\circ}$ 且肘部旋转 $\geq 90^{\circ}$
(13) 肩关节屈曲 90° , 前臂旋前、旋后	肩、肘、腕	开始时手臂立即外转或肩关节外转 肩部 pitch 旋转角 $<10^{\circ}$ 时, 腕部旋转 $\geq 10^{\circ}$ 或肩部 yaw 旋转角 $\geq 10^{\circ}$ (10s内)	$10^{\circ} \leq$ 肩部 pitch 旋转角 $<90^{\circ}$ 时, 肩部 yaw 旋转角 $\geq 10^{\circ}$ 或肘部旋转 $\geq 10^{\circ}$ (10s内)	能顺利完成 肩部 pitch 旋转角 $\geq 90^{\circ}$ 时, 肩部 yaw 旋转角 $<10^{\circ}$ 、肘部旋转 $<10^{\circ}$ 且腕部旋转 $\geq 80^{\circ}$ (10s内)
(14) 肩 0° , 屈肘 90° , 前臂旋前、旋后	肩、肘、腕	不能屈肘或前臂不能旋前、旋后 肘部旋转 $<90^{\circ}$ 或腕部旋转 $<45^{\circ}$ (10s内)	肩、肘位正确, 基本能旋前、旋后 肘部旋转 $\geq 90^{\circ}$ 时, $45^{\circ} \leq$ 腕部旋转 $<90^{\circ}$ (10s内)	能顺利完成 肘部旋转 $\geq 90^{\circ}$ 时, 腕部旋转 $\geq 90^{\circ}$ (10s内)
5. 脱离协同运动的活动				
(15) 肩关节外展 90° , 肘伸直, 前臂旋前	肩、肘、腕	开始时肘就屈曲, 前臂偏离方向不能旋前 肩部 yaw 旋转角 $<10^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $\geq 10^{\circ}$ 或腕部旋转 $<45^{\circ}$ (10s内)	部分完成动作或肘关节屈曲或前臂不能旋前 $10^{\circ} \leq$ 肩部 yaw 旋转角 $<90^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $\geq 10^{\circ}$ 或 $45^{\circ} \leq$ 腕部旋转 $<90^{\circ}$ (10s内)	能顺利完成 肩部 yaw 旋转角 $\geq 90^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $<10^{\circ}$ 且腕部旋转 $\geq 90^{\circ}$ (10s内)
(16) 肩关节前屈举臂过头时伸直前臂中立位	肩、肘	开始时肘关节屈曲或肩关节外展 肩部 pitch 旋转角 $<10^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $\geq 10^{\circ}$ 或肩部 yaw 旋转角 $\geq 10^{\circ}$ (10s内)	肩屈曲中途肘关节屈曲或肩关节外展 $10^{\circ} \leq$ 肩部 pitch 旋转角 $<90^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $\geq 10^{\circ}$ 或肩部 yaw 旋转角 $\geq 10^{\circ}$ (10s内)	能顺利完成 肩部 pitch 旋转角 $\geq 90^{\circ}$ 时, 肘部旋转 $<10^{\circ}$ 且肩部 yaw 旋转角 $<10^{\circ}$ (10s内)

(17) 肩 屈曲 30° ~ 90°, 肘伸直, 前臂旋前、旋后	肩、肘、腕	前臂完全不能旋前、旋后或肘位置不正确 肩部旋转 < 30° 或肘部旋转 ≥ 10° 或腕部旋转 < 45° (10s 内)	肩肘位置正确, 前臂基本能完成旋前、旋后 30° ≤ 肩部旋转 ≤ 90° 且肘部旋转 < 10° 时, 45° ≤ 腕部旋转 < 90° (10s 内)	能顺利完成 30° ≤ 肩部旋转 ≤ 90° 且肘部旋转 < 10° 时, 腕部旋转 ≥ 90° (10s 内)
6. 反射亢进		至少 2~3 个反射明显亢进	1 个反射明显亢进或至少 2 个反射活跃 ① 0.3s 内前臂屈肘 ≥ 20° 或前臂伸展 ≥ 20° 或拇指屈曲 ≥ 20° 满足其中 1 个; ② 0.3s 内 15° ≤ 前臂屈肘 < 20° 或 15° ≤ 前臂伸展 < 20° 或 15° ≤ 拇指屈曲 < 20° 满足其中至少 2 个	活跃反射 ≤ 1 且无反射亢进
(18) 查肱二头肌、肱三头肌和指屈肌 3 种反射	前臂、拇指	0.3s 内前臂屈肘 ≥ 20° 或前臂伸展 ≥ 20° 或拇指屈曲 ≥ 20° 满足其中至少 2 个		0.3s 内 15° ≤ 前臂屈肘 < 20° 或 15° ≤ 前臂伸展 < 20° 或 15° ≤ 拇指屈曲 < 20° 满足其中至多 1 个
7. 腕稳定性				
(19) 肩 0°, 肘屈 90° 腕背屈	腕	不能背屈腕关节达 15° 3s 内无阻力腕部旋转 < 15°	可完成背屈腕, 但不能抵抗阻力 3s 内有阻力腕部旋转 < 15°	施加轻微阻力仍可保持腕背屈 3s 内有阻力腕部旋转 ≥ 15°
(20) 肩 0°, 肘屈 90° 腕屈伸	腕	不能随意屈伸 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角均 < 15°	不能在全关节范围内主动活动腕关节 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角其中 1~2 个 < 15°	不停顿进行 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角 ≥ 15°
8. 肘伸直, 肩前屈 30° 时				
(21) 腕背屈	腕	不能背屈腕关节达 15° 3s 内无阻力腕部旋转 < 15°	可完成背屈腕, 但不能抵抗阻力 3s 内有阻力腕部旋转 < 15°	施加轻微阻力仍可保持腕背屈 3s 内有阻力腕部旋转 ≥ 15°
(22) 腕屈伸	腕	不能随意屈伸 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角均 < 15°	不能在全关节范围内主动活动腕关节 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角其中 1~2 个 < 15°	不停顿进行 5s 内腕部 row, pitch, yaw 旋转角 ≥ 15°
(23) 腕环形运动	腕	不能进行 3s 内腕部 row 旋转 < 90°	运动费力或不完全 90° ≤ 3s 内腕部 row 旋转 < 350°	正常完成 3s 内腕部 row 旋转 ≥ 350°
下肢				
1. 有无反射活动(仰卧位)				
(1) 跟腱反射	踝	无反射活动 0.3s 内踝关节旋转 < 15°		有反射活动 0.3s 内踝关节旋转 ≥ 15°
(2) 膝腱反射	膝	无反射活动 0.3s 内膝关节旋转 < 15°		有反射活动 0.3s 内膝关节旋转 ≥ 15°
2. 屈肌协同运动(仰卧位)				
(3) 髋关节屈曲	髋	不能进行 3s 内髋关节旋转 < 45°	部分进行 3s 内 45° ≤ 髋关节旋转 < 90°	充分进行 3s 内髋关节旋转 ≥ 90°
(4) 膝关节屈曲	膝	不能进行 3s 内膝关节旋转 < 45°	部分进行 3s 内 45° ≤ 膝关节旋转 < 90°	充分进行 3s 内膝关节旋转 ≥ 90°
(5) 踝关节背屈	踝	不能进行 3s 内踝关节旋转 < 20°	部分进行 3s 内 20° ≤ 踝关节旋转 < 45°	充分进行 3s 内踝关节旋转 ≥ 45°
3. 伸肌协同运动(仰卧位)				
(6) 髋关节伸展	髋	没有运动 3s 内髋关节旋转 < 45°	微软运动 3s 内 45° ≤ 髋关节旋转 < 90°	几乎与对侧相同 3s 内髋关节旋转 ≥ 90°
(7) 髋关节内收	髋	没有运动 3s 内髋关节旋转 < 45°	微软运动 3s 内 45° ≤ 髋关节旋转 < 90°	几乎与对侧相同 3s 内髋关节旋转 ≥ 90°
(8) 膝关节伸展	膝	没有运动 3s 内膝关节旋转 < 45°	微软运动 3s 内 45° ≤ 膝关节旋转 < 90°	几乎与对侧相同 3s 内膝关节旋转 ≥ 90°

(9) 踝关节跖屈	踝	没有运动 3s 内踝关节旋转 $<20^{\circ}$	微软运动 3s 内 $20^{\circ} \leq$ 踝关节旋转 $<45^{\circ}$	几乎与对侧相同 3s 内踝关节旋转 $\geq 45^{\circ}$
4. 伴协同运动的活动(坐位)				
(10) 膝关节屈曲	膝	无主动运动 3s 内膝关节旋转 $<45^{\circ}$ 不能主动背屈	膝关节能从微伸位屈曲, 但 $<90^{\circ}$ 3s 内 $45^{\circ} \leq$ 膝关节旋转 $<90^{\circ}$ 主动背屈不完全	屈曲 $>90^{\circ}$ 3s 内膝关节旋转 $\geq 90^{\circ}$ 正常背屈
(11) 踝关节背屈	踝	3s 内踝关节旋转 $<20^{\circ}$	3s 内 $20^{\circ} \leq$ 踝关节旋转 $<45^{\circ}$	3s 内踝关节旋转 $\geq 45^{\circ}$
5. 脱离协同运动的活动(站立)				
(12) 膝关节屈曲	髌、膝	在髌关节伸展位时不能屈膝 3s 内膝关节旋转 $<45^{\circ}$	在髌关节 0° 时膝节能屈曲, 但 $<90^{\circ}$, 或进行时髌关节屈曲 3s 内 $45^{\circ} \leq$ 膝关节旋转 $<90^{\circ}$ 或髌关节旋转 $>10^{\circ}$	能自如运动 3s 内膝关节旋转 $\geq 90^{\circ}$
(13) 踝关节背屈	踝	不能主动活动 3s 内踝关节旋转 $<20^{\circ}$	能部分背屈 3s 内 $20^{\circ} \leq$ 踝关节旋转 $<45^{\circ}$	能充分背屈 3s 内踝关节旋转 $\geq 45^{\circ}$
6. 反射亢进(仰卧位)				
(14) 查跟腱、膝和屈膝肌 3 种反射	踝、膝	至少 2~3 个反射明显亢进 0.3s 内踝关节旋转 $>30^{\circ}$ 且 0.3s 内膝关节旋转 $>30^{\circ}$	1 个反射明显亢进或至少 2 个反射活跃 ①0.3s 内踝关节旋转 $>30^{\circ}$ 或 0.3s 内膝关节旋转 $>30^{\circ}$ 满足其一; ②0.3s 内 $25^{\circ} \leq$ 踝关节旋转 $<30^{\circ}$ 且 0.3s 内 $25^{\circ} \leq$ 膝关节旋转 $<30^{\circ}$	活跃反射 ≤ 1 且无反射亢进 0.3s 内 $25^{\circ} \leq$ 踝关节旋转 $<30^{\circ}$ 或 0.3s 内 $25^{\circ} \leq$ 膝关节旋转 $<30^{\circ}$ 满足其一