

基于可穿戴式惯性传感器的帕金森病患者运动功能自动量化研究

孙奕¹, 荣哲², 汪丰³, 徐畅², 郑慧芬²

1. 江苏卫生健康职业学院 全科教研室, 江苏 南京 210029; 2. 江苏省老年病医院 神经内科, 江苏 南京 210024;
3. 东南大学 生物科学与医学工程学院, 江苏 南京 210009

[摘要] 目的 采用可穿戴式惯性传感器采集的运动数据进行帕金森病 (Parkinson's Disease, PD) 患者运动症状自动评分系统的研究, 以提高疾病诊断的准确性和便捷性。方法 选取2020年5月至2021年12月在江苏省老年病医院神经内科就诊的PD患者作为研究对象。根据临床需求设计传感器采集数据的范式动作, 并与统一帕金森病评分量表 (Unified Parkinson's Disease Rating Scale, UPDRS) 运动评分项目建立对应关系。基于SQLite数据库, 开发自动导出、自动管理的患者信息、评分与运动信号管理工具, 获取平稳动作和重复性动作的特征性运动参数, 探索基于支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的自动评分模型, 最终建立基于粒子群优化算法超参数优化的SVM自动评分模型。结果 使用分段参数序列组合作为输入, 震颤最优准确度为0.90, 平衡性最优准确度为0.87, 上肢灵活性、下肢灵活性准确度分别可以达到0.83和0.81。直接使用主成分分析方法降维方法, 步态最优准确度为0.78。结论 基于可穿戴式惯性传感器的PD运动功能自动量化系统与临床运动症状评估量表有较好的相关性, 为临床工作带来便捷的同时, 在一定程度上提高诊断的精准性, 临床应用价值较高。**[关键词]** 可穿戴式; 惯性传感器; 帕金森病; 统一帕金森病评分量表; 支持向量机

Research on Automatic Quantification of Motor Function in Patients with Parkinson's Disease Based on Wearable Inertial Sensor

SUN Yi¹, RONG Zhe², WANG Feng³, XU Chang², ZHENG Huifen²

1. Department of General Practice, Jiangsu Health Vocational College, Nanjing Jiangsu 210029, China;

2. Department of Neurology, Jiangsu Province Geriatric Hospital, Nanjing Jiangsu 210024, China;

3. School of Biological Sciences and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing Jiangsu 210009, China

Abstract: **Objective** To improve the accuracy and convenience of diagnosis of Parkinson's disease, to use the motion data collected by wearable inertial sensors to study the automatic scoring system of motor symptoms in patients with Parkinson's disease (PD). **Methods** PD patients treated in the Department of Neurology of Jiangsu Province Geriatrics Hospital from May 2020 to December 2021 were selected as the study subjects. According to the clinical requirements, the normal motion of sensor motion acquisition experiment was designed, and the corresponding relationship was established with the unified Parkinson's disease rating scale (UPDRS) motion score project. Based on SQLite database, an automatic export, automatic management of patient information, score and movement signal management tool were developed. The characteristic motion parameters of stationary and repetitive movements were obtained, and the automatic scoring model based on support vector machine (SVM) was explored. Finally, the SVM automatic scoring model based on particle swarm optimization hyperparameter optimization was established. **Results** Using the piecewise parameter sequence combination as input, the optimal accuracy was 0.90 in the tremor test and 0.87 in the balance test. The accuracy of upper limb flexibility test and lower limb flexibility test could reach 0.83 and 0.81 respectively. The optimal accuracy of gait test was 0.78 by principal component analysis method. **Conclusion** The automatic quantification system of PD motor function based on wearable inertial sensor has a good correlation with the clinical motor symptom assessment scale, which brings convenience to clinical work and improves the accuracy of diagnosis to a certain extent, and the clinical application value is high.

Key words: wearable; motion sensor; Parkinson's disease; unified Parkinson's disease rating scale; support vector machine

[中图分类号] R197.39; R742

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2023.10.005

[文章编号] 1674-1633(2023)10-0027-06

引言

随着人口老龄化的加剧, 帕金森病 (Parkinson's

Disease, PD) 作为最常见的神经变性疾病发病率逐年上升, 据相关统计, 在中国已有近 400 万患者^[1]。PD 主要表现为包括运动迟缓、静止性震颤、强直和姿势步态异常为主要特征的运动症状, 以及睡眠障碍、认知损害、嗅觉减退等非运动症状^[2], PD 的临床诊断和病情评估主要凭借患者的

收稿日期: 2023-03-06

基金项目: 江苏省卫生健康委科研项目 (H2019052); 院级人才建设基金 (IR2019101)。

通信作者: 郑慧芬, 主任医师, 主要研究方向为神经退行性疾病。

通信作者邮箱: zhenghuifen@163.com

运动症状^[3-4]。目前,统一帕金森病评分量表(Unified Parkinson's Disease Rating Scale, UPDRS)为临床应用最广泛的量表(下列项目包括17个项目,每项的计分值用0、1、2、3、4、5级,分值越高表示PD症状越严重)^[5],其包括4个部分内容,涵盖核心的运动症状和非运动症状评估,其中第3部分量表是患者的运动功能,内容较为全面,但是评价时花费时间长,同时评价时易受到医护人员主观判断和自身条件的限制^[6]。

随着机器学习技术尤其是神经网络的发展,在对运动功能进行量化量表的研究取得一定进展,也将人工智能及移动技术加入《中国帕金森病治疗指南(第四版)》^[7]中。可穿戴式惯性传感器能进行时域、频域分析,获得如躺、坐、站、走和跑等运动特征,对如步频、步幅、躯干倾角、起立-行走计时测试时间、运动对称性、协调性等PD患者特征性的运动参量进行实时、更精准、更可靠的检测和定量分析,是PD患者理想的运动症状评估手段^[8-11]。本研究旨在采用可穿戴式惯性传感器采集的多类别运动数据,探究进行UPDRS运动相关指标自动评分的方法。

1 资料与方法

1.1 临床资料

选取2020年5月至2021年12月在江苏省老年病医院神经内科就诊的PD患者作为研究对象。纳入标准:①年龄50~90岁;②符合2015年国际运动障碍学会原发性PD诊断标准;③主诉行走中存在冻结步态。排除标准:①无独立行走和站立能力的患者;②因骨关节及神经肌肉疾病、外伤等原因影响行走状态;③有严重认知功能障碍和/或明显精神症状,具体标准为精神状态检查量表(Mini-Mental State Examination, MMSE)评分<22分;④严重视力和听力受损无法配合的患者。共采集有效数据110例,其中男性64例、女性46例,年龄61~83岁,平均年龄(73.35 ± 6.29)岁。正常对照组为患者家属或护工(正常对照组的纳入是为了数据集管理工具进行自动化数据的导出和数据集构建)。所有患者家属和护工均规范签署知情同意书。

1.2 方法

1.2.1 临床资料收集

收集所有患者和正常对照者的性别、年龄、病程等资料,并进行MMSE评分、Hoehn-Yahr(H-Y)分级(H-Y分级是为了了解帕金森患者疾病的严重程度。本实验采用1~4级的患者,5级患者无法完成本实验)、UPDRS评分。

1.2.2 范式动作

参考UPDRS量表第3部分运动症状评估内容,范式动作依次为:静坐动作、手臂连续前旋后旋动作、反

复抬腿动作、睁眼和闭眼静止站立动作、10 m折返摆臂行走以及二重任务的10 m折返摆臂行走。

1.2.3 运动采集设备及数据采集

本研究采用东南大学苏州医疗器械研究院开发的可穿戴惯性传感器系统进行运动数据采集,系统由8个可穿戴传感器节点及上位机软件构成,全面覆盖受试者运动过程中四肢、躯干的姿态情况^[12]。8个传感器的分布情况如图1所示。

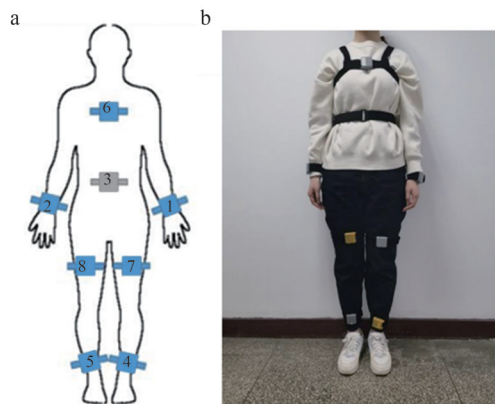


图1 8个传感器节点的分布(a)示意图和(b)实际佩戴
注:3号腰部传感器在背部。

如图2所示,可穿戴传感器包含惯性传感器模块、微控制单元(Microcontroller Unit, MCU)模块、电池管理模块、报警模块和存储模块共5个模块。MCU模块主要负责蓝牙通讯、数据处理以及通讯处理,传感器模块用来实现运动信号的检测,SD卡用作数据备份,电池管理模块用于电池充放电保护,报警模块用来进行低电量预警以及通讯状态显示。MCU模块采用nRF52840芯片,支持蓝牙Mesh无线组网协议栈和蓝牙5.0无线通信协议,通过IIC接口与传感器模块进行通信,通过串行外围接口(Serial Peripheral Interface, SPI)与存储模块进行通信,通过两个通用输入输出端口(General Purpose I/O Ports, GPIO)来连接报警模块;传感器模块采用MPU6050为核心的惯性传感单元,获取三轴加速度、三轴角速度、姿态角信息,用于检测人体运动姿态信息并使用IIC协议与主控芯片进行通信。惯性传感单元的采样频率为100 Hz,加速度量程 ± 16 g,角速度量程 $\pm 2000^\circ/\text{s}$;存储模块选用32 G存储卡,满足1周时间长度的数据存储;电源管理模块选择TP4057芯片,在保证可穿戴设备安全性要求的同时最多可供传感器连续工作18 h,满足日常医院使用场景下的需求。

上位机软件主要用于接收各个运动传感器的数据并进行储存、管理和显示操作。传感器采集的数据以内部格式存储为记录文件,包含采样时间戳和8个传感器每个的三轴加速度、角速度、姿态角信号。根据受试者注册信息进行实验数据的储存和建立索引,以方便之后的

运动指标分析。本研究采用一种基于 SQLite 数据库的记录管理和数据集构建工具,使用 4 个数据表进行管理记录并使用 SQL 内联受试者动作事件表查询功能进行批量导出患者注册信息表、评分表、数据记录表(图 3)。

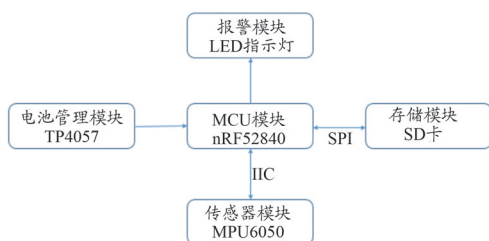


图2 系统结构框图

注: MCU: 微控制单元; SPI: 串行外围接口。



图3 上位机软件的受试者档案创建 (a) 和实验操作面板 (b)

1.2.4 数据预处理

针对平稳动作数据预处理采用巴特沃斯 (Butterworth) 低通滤波器进行频域滤波,设置滤波器阶数为 8 阶,截止频率 16 Hz,主成分分析法对三轴加速度的三通道信号做处理去除冗余的坐标轴信号,针对重复性动作,采用改进的加权滑动平均滤波器: Savitzky-Golay 滤波器进行去噪处理,针对脚面快速着地造成的无效尖峰信号,采用基于长度变换的尖峰捕获-插值重建方法,并进行坐标轴的动态校准。

1.2.5 运动特征参数提取

对于震颤和平衡性,着眼于时域的均方根、频域功率谱、信号熵值等特征参数,提取的特征参数通过基于箱型图的统计学验证。针对长时间动作信号在特征参数提取后的信息丢失问题,利用信号分段和分段信号的特征参数序列组合作为最终的输入参数向量。各范式动作具体特征性参数如表 1 所示。

1.2.6 自动评分模型的建立与验证

采用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 作为自动评分的核心分类器,引入松弛参数 ϵ 和惩罚系数 C ,构成 SVM 的软间隔模型^[13]。在自动评分模型的构建中,震颤(静坐)采用分段信号的序列参数作为输入;平衡性(睁眼、闭眼静止站立)采用整体信号的特征参数差异作为输入;对于重复性动作,在应用模型前先对特征参数进行特征筛选,获取对 UPDRS 评分具有较高相关性的特征参数,再作为输入向量进行模

型训练,并对部分参数使用主成分分析方法 (Principal Component Analysis, PCA) 自动降维进行优化,输出对应的 UPDRS 评分,最后使用 k 折交叉验证,将预测得分与临床医生的评分相对比,检验一致性。

表1 各范式动作的特征参数

范式动作	特征参数
震颤测试动作	震颤加速度均方根、震颤峰值频率、震颤峰值功率谱、震颤平均功率谱、震颤功率谱熵、震颤稳定指数
平衡性测试动作	加速度均方根、加速度、合加速度功率谱熵、平均速度、重心动摇平滑性、二元加速度多尺度熵
手臂前旋后旋动作	左/右手平均翻腕周期、左/右手翻腕周期变异系数、左/右手平均翻腕角度、左/右手翻腕角度变异系数、左/右手翻腕角速度峰值平均、左/右手平均手腕翻开周期、左/右手平均手腕闭合周期、左/右手平均手腕一致性
抬脚动作	左/右腿平均抬脚周期、左/右腿抬脚周期变异系数、左/右腿抬腿平均加速度峰值、左/右腿抬腿高度、抬腿对称性
摆臂动作	左/右脚平均跨步周期、左/右脚平均跨步周期变异系数、左/右脚平均跨步长、步速、左/右脚支撑相、左/右臂平均峰值摆臂角速度、躯干矢状面平均 ROM、躯干冠状面平均 ROM、躯干横截面平均 ROM、二重任务消耗

注: ROM: 活动度。

2 结果

2.1 震颤自动评分结果

由图 4 和表 2 可知,考虑到 UPDRS 评分为 4 分的患者无法完成动作,因此 4 分样本不予考虑,此外震颤测试动作的 3 分评分项目样本量较少,因此在之后的研究中震颤关联的 UPDRS 评分项目仅关注评分为 0~2 分的人组患者。SVM 自动评分模型混淆矩阵包括准确度、精确度、召回率及 F1 值在内的分类评价指标,优化后的最终准确度达到 0.87。

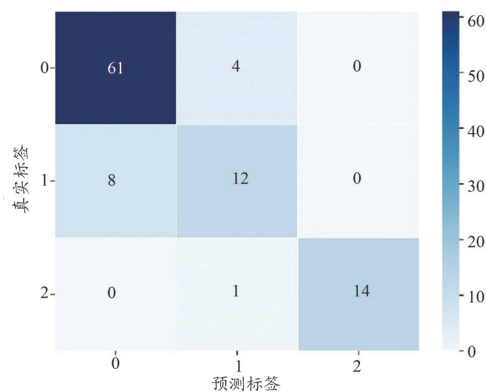


图4 震颤自动评分模型整体信号的特征参数作为输入时的混淆矩阵

2.2 平衡性自动评分结果

如图 5 和表 3 所示,睁眼和闭眼静止站立动作整体信号的特征参数差异作为输入,将睁眼和闭眼静止站立

动作的4个特征参数的差异值作为维度为4的输入参数向量,取得最优准确度时的混淆矩阵和分量评价指标。最后准确度达0.90。

表2 震颤自动评分模型整体信号特征参数序列作为输入时的分类评价指标

UPDRS评分/分	精确度	召回率	F1值	例数/例
0	0.88	0.94	0.91	65
1	0.71	0.6	0.65	20
2	1.00	0.93	0.97	15
准确度	-	-	0.87	100

注:UPDRS:统一帕金森病评分量表。

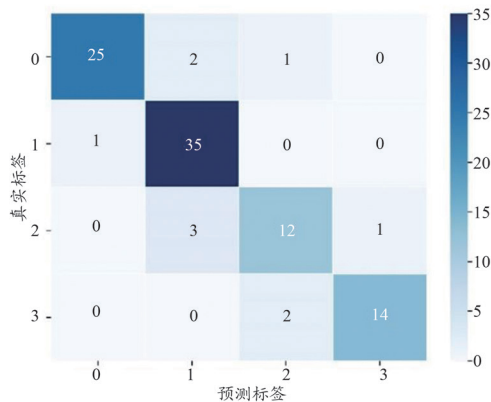


图5 睁眼和闭眼静止站立动作整体信号的特征参数差异作为输入时的混淆矩阵

表3 睁眼和闭眼静止站立动作整体信号的特征参数差异作为输入时的分类评价指标

UPDRS评分/分	精确度	召回率	F1值	例数/例
0	0.96	0.89	0.93	28
1	0.88	0.97	0.92	36
2	0.80	0.75	0.77	16
3	0.93	0.88	0.90	16
准确度	-	-	0.90	96

2.3 重复性自动评分结果

如图6和表4所示,对于上肢灵活性,选取翻腕平均周期、翻腕周期变异系数、平均手腕翻开周期、平均手腕闭合周期、平均翻腕角度、翻腕角速度峰值平均这6个特征参数作为输入向量,最终得到了最高0.83的准确度。如图7和表5所示,对于下肢灵活性测试,选取抬腿平均加速度峰值、抬腿平均高度、平均抬腿周期、抬腿周期变异系数作为输入向量,最终取得了0.81的最优准确度。如图8和表6所示,对于步态测试,本研究选取左/右脚平均跨步周期、左/右脚平均跨步长、步速、左/右脚支撑相、左/右臂平均峰值摆臂角速度、躯干横截面平均活动度作为输入向量,得到的最优准确度为0.74。使用PCA方法自动降维进行优化,最后在取得13维度输入时最优准确度增加到0.78。

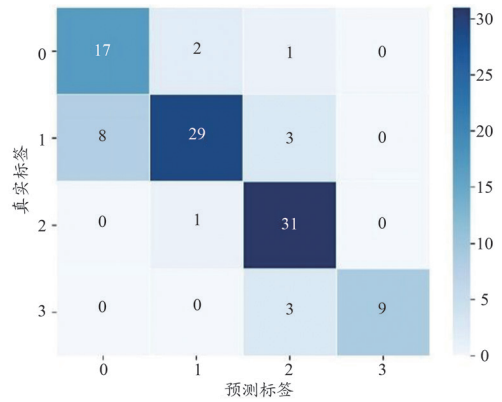


图6 上肢灵活性评分预测的混淆矩阵

表4 上肢灵活性评分预测分类评价指标

UPDRS评分/分	精确度	召回率	F1值	例数/例
0	0.68	0.85	0.76	20
1	0.91	0.72	0.81	40
2	0.82	0.97	0.89	32
3	1.00	0.75	0.86	12
准确度	-	-	0.83	104

3 讨论

可穿戴设备是近年来备受关注的新型个性化医疗的有效方法,能对患者进行全面有效的评估,尤其适用于需要长期疾病监测和治疗的PD患者^[14]。利用可穿戴式惯性传感器采集的运动数据进行PD患者运动症状自动评分系统的研究,可有效避免量表评估的主观性,使结果更准确、更客观,进而可以系统地、动态地监测疾病的进程^[15-16]。Garza-Rodriguez等^[17]利用一种可被手握紧的旋转角度传感器,研究手臂前旋后旋的8个生理学参数作为评估指标,证明这些参数的显著性和区分性。何娟娟等^[18]针对PD患者运动迟缓这一运动症状,从反复翻腕、反复踮脚、起坐测试等测动作入手,使用神经网络多层感知机算法对患者和正常对照者进行分类,同时使用梯度提升迭代决策树算法对症状进行量化评分,最终判断准确度达97%,量化评分准确度达到84%。这些方法能针对特定的PD运动功能表征动作提取出具有区分度的运动学参数,但是不能对运动功能进行综合评价,限制了其在临床的应用。林志榕^[19]利用可穿戴设备采集手部运动信息,并基于运动传感器数据提取与震颤和运动迟缓症状严重程度相关的特征参数。算法验证试验结果表明,SVM分类模型具有最高的分类精度,其研究显示对震颤和运动迟缓症状的严重程度分类准确度较高,与本研究结果一致,但其主要利用的是佩戴于患者手腕的设备,通过手部的范式动作进行评估,结果也存在一定的局限性,研究使用8个传感器,希望能够尽可能全面地覆盖受试者运动过程中四肢、躯干的姿态情况。

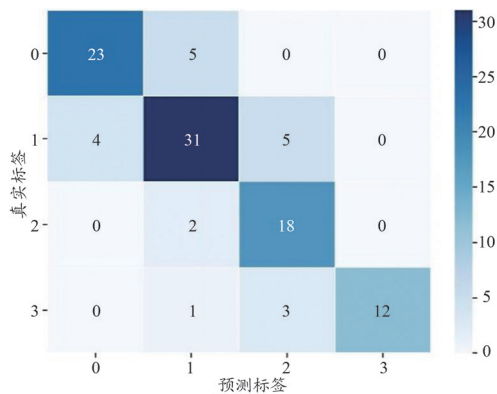


图7 下肢灵活性评分预测的混淆矩阵

表5 下肢灵活性评分预测的分类评价指标

UPDRS评分/分	精确度	召回率	F1值	例数/例
0	0.85	0.82	0.84	28
1	0.79	0.78	0.78	40
2	0.69	0.90	0.78	20
3	1.00	0.75	0.86	16
准确度			0.81	104

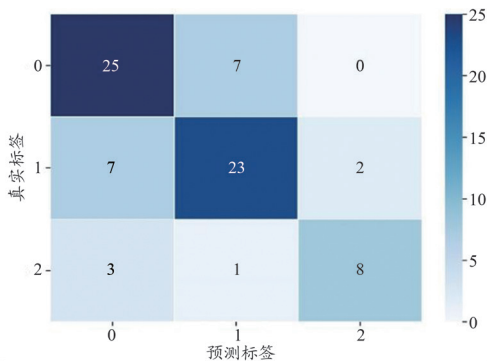


图8 步态评分预测的混淆矩阵

本研究从临床 UPDRS 评估量表入手，针对典型运动症状设计多维度范式动作，并与 UPDRS 量表运动评分内容建立对应关系。利用可穿戴式惯性传感器采集收集到的 PD 患者和健康对照者的数据，基于 SQLite 数据库，开发一款自动导出、自动管理的患者信息、评分与运动信号管理工具，用于后续自动评分模型的训练。针对平稳动作的数据处理，提取其震颤和平衡性的运动特征参数，并提出分段化信号处理的思路，得到特征参数序列并探索特征参数序列的组合方式，以弥补长时间信号在提取特征时产生的信息丢失。运动特征参数选取了包括了震颤测试动作的 6 个特征参数和平衡性测试动作的 6 个特征参数。与吴浩然^[20]研究不同的是，本实验未泛化地对所有传感器的所有信号通道使用采集算法，而是有针对性地对范式动作的感兴趣部位的传感器进行通道预处理。

在算法上，本研究使用粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization，PSO）以训练样本集的准确度为优

化条件，对 SVM 的超参数调节^[21]。最终建立基于 PSO 超参数优化的 SVM 自动评分模型，同时本研究进行了震颤和步态的分析。使用分段参数序列组合作为输入，在震颤测试中获得了最优准确度 0.90，在平衡性测试中取得最优准确度 0.87。针对重复性动作，提取了其上肢灵活性测试、下肢灵活性测试和步态测试的若干特征参数。考虑到特征参数较多，应用特征工程进行特征筛选和 PCA 降维。最后应用基于 PSO 超参数优化的 SVM 自动评分模型，上肢灵活性测试、下肢灵活性测试分别可以达到 0.83 和 0.81 的准确度。步态测试直接使用 PCA 降维方法得到的最优准确度是 0.78。在震颤、平衡性、肢体灵活性方面均显示与临床量表评估有较好的相关性。

表6 步态评分预测的分类评价指标

UPDRS评分/分	精确度	召回率	F1值	例数/例
0	0.71	0.78	0.75	32
1	0.74	0.72	0.73	32
2	0.80	0.67	0.73	12
准确度			0.74	76

4 结论

本研究提出了一种基于可穿戴惯性传感器的 PD 运动功能自动量化系统，用于评估 PD 人和健康人的 UPDRS 运动量表动作，同时对传感器数据进行处理并从震颤、平衡、规律性动作和步态 4 个角度出发分别提取运动特征参数，应用 PSO-SVM 模型区分帕金森患者和健康人，本研究模型在准确度、精确度、召回率和 F1 分数均较高。表明，本研究提出的 PD 运动功能自动量化系统能够整体评估患者运动功能，给临床工作带来便捷的同时，在一定程度上有助于提高诊断的精准性，在临床上有很好的应用价值。

[参考文献]

- [1] 李静, 范文亮, 雷子乔, 等. 基于磁共振扩散张量成像的机器学习模型对帕金森病人的识别[J]. 中国医疗设备, 2021, 36(10): 32-35.
Li J, Fan WL, Lei ZQ, *et al.* Recognition of Parkinson's disease by machine learning model based on mr diffusion tensor imaging[J]. *China Med Devices*, 2021, 36(10): 32-35.
- [2] Dorsey ER, George BP, Leff B, *et al.* The coming crisis: obtaining care for the growing burden of neurodegenerative conditions[J]. *Neurology*, 2013, 80(21): 1989-1996.
- [3] 邹亚, 汪丰, 高帅锋, 等. 基于可穿戴系统的PD病人运动功能评价系统[J]. 中国医疗设备, 2015, 30(1): 10-14.
Zou Y, Wang F, Gao SF, *et al.* Movement function assessment

- system for Parkinson's patients based on wearable system[J]. *China Med Devices*, 2015, 30(1): 10-14.
- [4] Postuma RB, Berg D, Stern M, *et al.* MDS clinical diagnostic criteria for Parkinson's disease[J]. *Mov Dis*, 2015, 30(12): 1591-1601.
- [5] 王冰, 徐军, 汤修敏. 帕金森病统一评分量表信度和效度研究[J]. *山东医药*, 2009, 49(28): 88-89.
- [6] Pagan FL. Improving outcomes through early diagnosis of Parkinson's disease[J]. *Am J Manag Care*, 2012, 18(7): S176-S182.
- [7] 中华医学会神经病学分会帕金森病及运动障碍学组, 中国医师协会神经内科医师分会帕金森病及运动障碍学组. 中国帕金森病治疗指南(第四版)[J]. *中华神经科杂志*, 2020, 53(12): 973-986.
- Chinese Society of Parkinson's Disease and Movement Disorders, Parkinson's Disease and Movement Disorder Section of Neurologist Branch of Chinese Medical Doctor Association. Chinese guidelines for the treatment of Parkinson's disease (fourth edition)[J]. *Chin J Neurol*, 2020, 53(12): 973-986.
- [8] 孙亚娟, 徐志华, 陈加俊, 等. 帕金森病运动症状康复技术及装备研究进展[J]. *中国医疗设备*, 2020, 35(3): 152-155.
- Sun YJ, Xu ZH, Chen JJ, *et al.* Research progress on rehabilitation and equipment of motor symptoms in Parkinson's disease[J]. *China Med Devices*, 2020, 35(3): 152-155.
- [9] Maetzler W, Klucken J, Horne M. A clinical view on the development of technology-based tools in managing Parkinson's disease[J]. *Mov Disord*, 2016, 31(9): 1263-1271.
- [10] Sigcha L, Pavon I, Costa N, *et al.* Automatic resting tremor assessment in Parkinson's disease using smart watches and multi task convolutional neural networks[J]. *Sensors(Basel)*, 2021(1): 291.
- [11] 罗备, 阎俊, 刘卫国, 等. 帕金森病运动症状的长时程连续性监测与评估的研究进展[J]. *临床神经外科杂志*, 2021, 18(1): 113-116.
- Luo B, Yan J, Liu WG, *et al.* Research progress of long term continuous monitoring and evaluation of motor symptoms in Parkinson's disease[J]. *J Clin Neurosurg*, 2021, 18(1): 113-116.
- [12] Romijnders R, Warmerdam E, Hansen C, *et al.* Validation of IMU-based gait event detection during curved walking and turning in older adults and Parkinson's Disease patients[J]. *J Neuroeng Rehabil*, 2021, 18(1): 28.
- [13] Abrami A, Heisig S, Ramos V, *et al.* Using an unbiased symbolic movement representation to characterize Parkinson's disease states[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 7377-7389.
- [14] 罗雨鹭, 陈曦. 可穿戴式设备在帕金森病中的应用及进展[J]. *中国康复医学杂志*, 2022, 37(8): 1142-1146.
- [15] 戴厚德, 熊永生, 蔡国恩, 等. 基于可穿戴式传感装置的帕金森运动症状量化评估的研究进展[J]. *中国生物医学工程学报*, 2018, 37(2): 229-236.
- Dai HD, Xiong YS, Cai GE, *et al.* Recent advances in quantitative assessment of parkinsonian motor symptoms based on wearable devices[J]. *Chin J Biomed Eng*, 2018, 37(2): 229-236.
- [16] Bouva-Machado R, Jalles C, Guerreiro D, *et al.* Gait Kinematic parameters in Parkinson's disease: a systematic review[J]. *J Parkinsons Dis*, 2020, 10(3): 843-853.
- [17] Garza-Rodríguez A, Sánchez-Fernández LP, Sánchez-Pérez LA, *et al.* Pronation and supination analysis based on biomechanical signals from Parkinson's disease patients[J]. *Artif Intell Med*, 2018, 84: 7-22.
- [18] 何娟娟. 基于惯性传感器的帕金森病运动迟缓量化测评方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
- He JJ. Research on quantitative evaluation method of bradykinesia in Parkinson disease based on inertial sensor[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.
- [19] 林志榕. 基于机器学习的帕金森运动症状量化评估[J]. *科技创新与应用*, 2022, 37(2): 229-236.
- [20] 吴浩然. 基于运动特征的帕金森病情检测系统研究[D]. 上海: 上海大学, 2021.
- Wu HR. The research of Parkinson's disease detection system based on motion features[D]. Shanghai: Shanghai University, 2021.
- [21] Zheng YC, Weng YH, Yang XL, *et al.* SVM-based gait analysis and classification for patients with Parkinson's disease[A]. 2021 15th International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT)[C]. IEEE, 2021: 53-58.

本文编辑 盛伟