

基于MLP的帕金森震颤评级系统

岳星宇¹, 周思薇²

¹浙江理工大学, 信息学院, 浙江 杭州

²浙江省康复医疗中心, 浙江 杭州

收稿日期: 2021年12月15日; 录用日期: 2022年1月22日; 发布日期: 2022年1月29日

摘要

目前测量帕金森严重程度的主要方法是医生对照UPDRS量表衡量, 存在一定的主观性, 为此本文研究出了一种用于衡量帕金森严重程度的评级系统。该系统由可穿戴设备、APP、云平台以及评估模型四部分构成。其中可穿戴设备通过三轴加速度传感器以及蓝牙模块采集震颤加速度传输至APP中进行存储、可视化与上传至云平台中, 在平台获取数据后进行预处理并训练模型。通过中值滤波、小波去噪以及信号修正等算法进行数据预处理之后, 通过多层感知机对处理后的数据进行学习与分类, 最后得到系统的准确率为98%, 召回率为96%, F1值为96%。经过实验验证, 该系统能较好地反应出患者帕金森震颤的严重程度, 为医生的后续判断与治疗提供了重要依据。

关键词

帕金森病, 震颤, 可穿戴设备, 多层感知器

Parkinson's Tremor Rating System Based on MLP

Xingyu Yue¹, Siwei Zhou²

¹School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

²Zhejiang Rehabilitation Medical Center, Hangzhou Zhejiang

Received: Dec. 15th, 2021; accepted: Jan. 22nd, 2022; published: Jan. 29th, 2022

Abstract

At present, the main method of measuring the severity of Parkinson's is that doctors measure it against the UPDRS scale. There is a certain degree of subjectivity. For this reason, this article has developed a rating system to measure the severity of Parkinson's. The system consists of four parts: wearable device, APP, cloud platform and evaluation model. Among them, the wearable de-

vice collects the tremor acceleration through the three-axis acceleration sensor and the Bluetooth module and transmits it to the APP for storage, visualization and upload to the cloud platform. After the platform obtains the data, it preprocesses and trains the model. After data preprocessing through median filtering, wavelet denoising and signal correction algorithms, the processed data are learned and classified by a multi-layer perceptron. Finally, the accuracy rate of the system is 98%, and the recall rate is 96%. The F1 value is 96%. After experimental verification, the system can better reflect the severity of the patient's Parkinson's tremor, providing an important basis for the doctor's follow-up judgment and treatment.

Keywords

Parkinson's Disease, Tremors, Wearable Devices, Multilayer Perceptron

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

帕金森病(Parkinson's Disease, PD)是一种好发于中老年人的神经退行性疾病,具有进行性和起病隐匿等特点。其临床特点包括运动迟缓、静止性震颤、肌肉强直为主的运动症状及嗅觉减退、睡眠紊乱、自主神经系统功能障碍、精神行为异常等复杂多样的非运动症状[1]。1817年,英国医生 James Parkinson 系统描述了 PD 的运动症状,命名为震颤麻痹[2],后由法国学者 Jean-Martin Charcot 教授等正式命名为 Parkinson's Disease。随着老年人口的持续增长,该病的发病率及患病率显著增加。震颤是帕金森病(PD)的主要症状之一,虽然不普遍存在,但它是该病发病时最常见的症状。静止性震颤包括身体部位非主动激活的节律性和非自主性振荡,其频率通常在 3 至 12 赫兹之间。静止性震颤会使人乏力,导致生活质量下降,并会严重扰乱日常生活活动。静止性震颤的神经生理机制很复杂,目前还不清楚其成因[3]。帕金森病所致的死亡在中国的疾病总负担中占比从 1990 年的 0.17% 增长到 2019 年的 0.41%,我国帕金森病的疾病负担有升高的趋势,应加强重点人群防治,优化帕金森病患者的护理和治疗,提高生命质量[4]。

目前,测量帕金森严重程度的主要方法是 UPDRS 量表,在实际中,主要依靠患者的报告和医生的半客观观察,并且具有短的时间周期,不一定能反应患者的日常状态[5]。

由于物联网技术的迅速发展,可以通过可穿戴设备实时采集患者震颤数据并进行分析。文献[6][7][8]等证实使用惯性传感器可以量化震颤的严重程度和药物引起的震颤严重程度的变化。文献[9]在项圈中插入一组电容传感器,检测头部的位置和运动,来分析神经障碍患者的头部震颤。文献[10]提出了一个传感器眼镜的原型,能够检测特发性震颤(ET)的存在,并在同一时间计算眨眼次数(EBs)的数量,识别正确率达到 97%。文献[11]开发了一款集成了三轴加速度计、三轴陀螺仪、三轴磁力计的嵌入式可穿戴设备,对震颤的分类准确率为 97.7%。

本文设计了一套基于三轴传感器的震颤数据采集装置,主要用于临床上帕金森病的震颤检测,并且将数据上传,并进行处理与分析。截至目前,本文已采集 7 组帕金森患者以及 20 组未患病者的数据。

2. 硬件设计

本文设计制作震颤数据采集装置,主要由数据采集端,APP 端以及网页端组成,如图 1 所示。物

联网设备通过蓝牙与手机 APP 端连接, APP 端采集到数据之后显示给用户并由医生上传云平台。通过下载医生上传的数据, 进行处理与训练, 进行分析与预测。

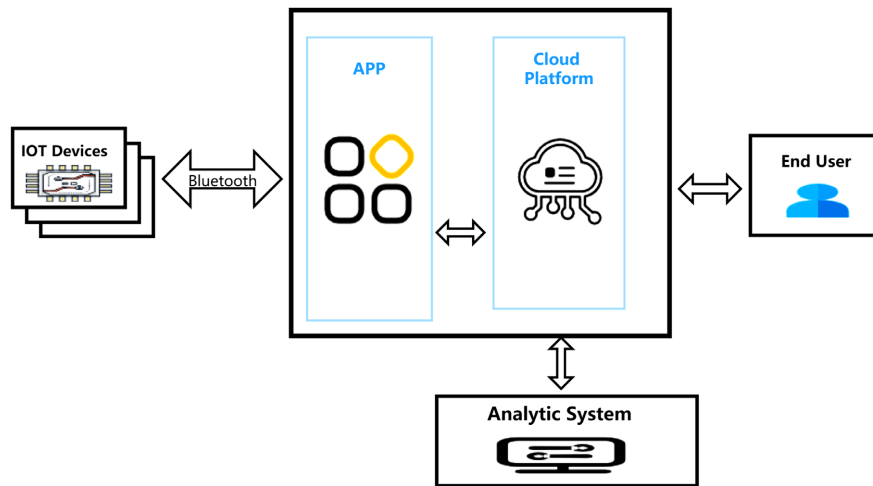


Figure 1. System architecture diagram
图 1. 系统架构图

2.1. 数据采集端设计

针对临床震颤监测, 采集设备要尽可能小且轻便, 不会影响患者动作并且监测时间不宜过短。采集设备由锂电池、稳压电源电路、传感器电路、单片机控制电路以及蓝牙模块组成。其中, 传感器选取了 ADXL345 芯片。ADXL345 是一款小而薄的超低功耗芯片, 具有 13 位的分辨率和 $\pm 16\text{ g}$ 的测量范围, 适用于静态倾角测量以及动态加速度测量, 具有高达 4 mg/LSB 的灵敏度, 输出的数据格式为 16 位二进制补码, 可通过 3 线或 4 线 SPI 以及 IIC 数字接口访问。在工作状态, 其功耗仅有 90 微安左右。稳压电路采用 TPS73033 芯片, TPS73033 是一款 3.3 V 固定输出低功耗低压降(LDO)线性稳压器, 具有高电源抑制比(PSRR), 低噪声, 快速启动以及出色的线路和负载瞬态响应[12]。主控芯片选择 STM32L010F4P6, 32 位微处理器, 是意法半导体于 2014 年推出的超低功耗的 MCU, 基于 ARM Cortex M0+内核, 默认主频为 32 M, 其功耗低、封装小等特点极其适合本设备。蓝牙模块采用 HC-08 蓝牙 4.0 模块, 其尺寸较小。传感器与 MCU 以 IIC 协议进行通信, MCU 通过串口将传感器数据发送给蓝牙模块。其中传感器模块尺寸为 $11\text{ mm} * 11\text{ mm} * 0.8\text{ mm}$, 其他模块总计尺寸为 $26\text{ mm} * 28\text{ mm} * 1.6\text{ mm}$ 。设备配备 300 mAh 的锂电池, 可供设备连续工作 10 个小时左右。根据采样定律, 加速度采样率设置为 160 Hz。整个系统框图如图 2 所示。

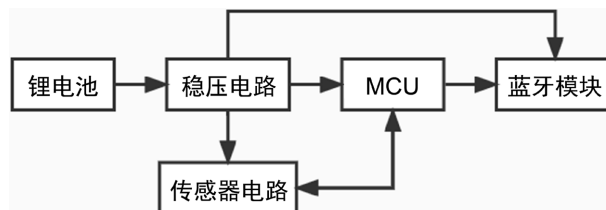


Figure 2. Schematic diagram of acquisition equipment
图 2. 采集设备示意图

相较于其他设备较大而重, 本文将传感器电路与其他电路分开, 将传感器电路粘附在戒指上, 由

受试者戴在手指上, 将其他电路整合为一个模块, 粘附在腕带上, 减少对受试者手部动作的干扰。设备总体重量不超过 100 g, 对受试者动作基本无影响。设备工作状态如图 3 所示。



Figure 3. Equipment working status
图 3. 设备工作状态

2.2. 配套 APP 软件以及平台

APP 与数据采集模块之间通过蓝牙连接, 如图 4(a)所示。当设备与手机连接完成时, 通过与 APP 端确定固定格式将数据从采集模块传输到手机当中, 所得数据通过插值拟合, 实现数据的平滑化与可视化, 实时更新显示到屏幕上, 医生通过对病人进行严重程度的评级, 原始数据与医生的评级等数据以 xml 文件格式存储到手机中, 保存之后通过点击上传按钮上传至用户平台, 如图 4(b)所示。数据在平台导出之后, 可以进行后续的处理并训练模型。



(a)

检测编号	姓名	联系电话	身份证	所在医院	标准评判	检测时间
56	刘	138 74	330105		四肢姿势性震颤 (PT) -1	2021
137	倪	15 28	330103		四肢静止性震颤 (RT)-4	2021
138	陈	138 89	330103		四肢静止性震颤 (RT)-2	2021
139	李	15 27	330104		四肢静止性震颤 (RT)-2	2021
140	李	13 75	330625		四肢静止性震颤 (RT)-2	2021
141	干	13 76	330102		四肢静止性震颤 (RT)-1	2021

(b)

Figure 4. APP and platform
图 4. APP 与平台

3. 实验对象及方法

3.1. 实验对象

参与实验的实验对象均为浙江省康复医疗中心的帕金森患者, 在知情的情况下自愿参与本研究。由医生通过 UPDRS 量表对患者进行评估。目前已采集到 7 组帕金森患者数据以及 20 组未患病者数据。

3.2. 实验方法

实验前将可穿戴设备穿戴于患者震颤强烈的一侧手臂。患者在实验过程中尽量保持静止, 记录下震颤发生的数据。每次测量时间不低于 1 分钟, 实验结束后将数据上传平台, 以便后续导出后进行处理与建模。

4. 震颤数据处理

4.1. 信号预处理

特征提取一直都是分类问题非常重要的环节。如图 5(a)所示, 为一段 UPDRS 量表评级为 3 的帕金森患者的 10 s 的加速度值, 图 5(b)为 10 s 健康者的加速度值。

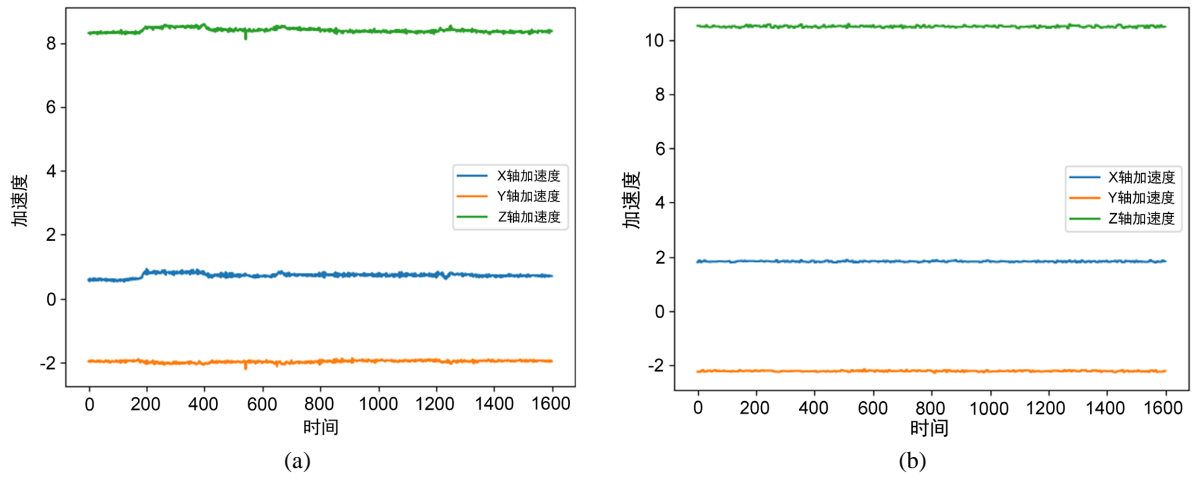


Figure 5. Subject acceleration graph
图 5. 受试者加速度图

由图 6 所示, 信号有轻微的基线漂移现象, 并且毛刺较多, 考虑到是叠加患者身体的低频震动, 通过中值滤波(公式 1)解决基线与毛刺的问题, 中值滤波对脉冲噪声有良好的滤除作用, 特别是在滤除噪声的同时, 能够保护信号的边缘, 使之不被模糊, 这些优良特性是线性滤波方法所不具有的。效果如图 6 所示。

$$g(x, y) = med \{ f(x - k, y - l) \}, k, l \in w \tag{1}$$

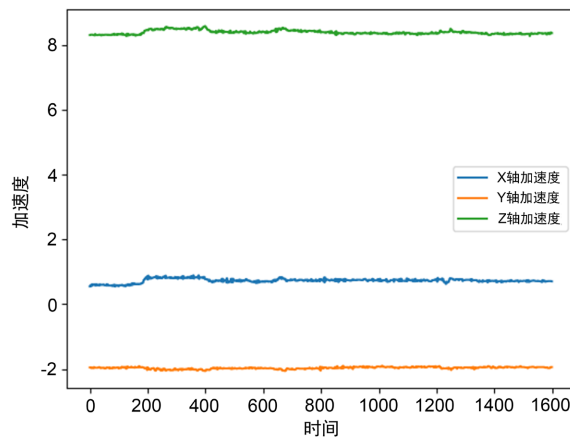


Figure 6. Median filter effect
图 6. 中值滤波效果

震颤信号并非平稳信号, 因此应用离散小波变换对信号进行分析的方法要优于利用傅里叶变换进行分析的方法。信号和噪声在不同尺度下进行小波分解时, 所表现出来的传递特性截然相反, 即噪声的模极大值随着小波尺度的增大而缩小, 而信号的模极大值随着尺度的增大而增大, 利用这一特性可以把信号中的噪声部分去除, 然后从去噪后的模极大值来重建原始信号, 达到去除噪声的目的[13]。帕金森患者震颤频率主要集中在 3~12 Hz 之间, 离散小波变化能很好地保留信号当中的突变和峰值, 消除信号中的高频分量, 对低频信号起到了保护作用。经过多次对比实验, 发现 sym8 小波对本文信号有很好的帮助作用。效果如图 7 所示。

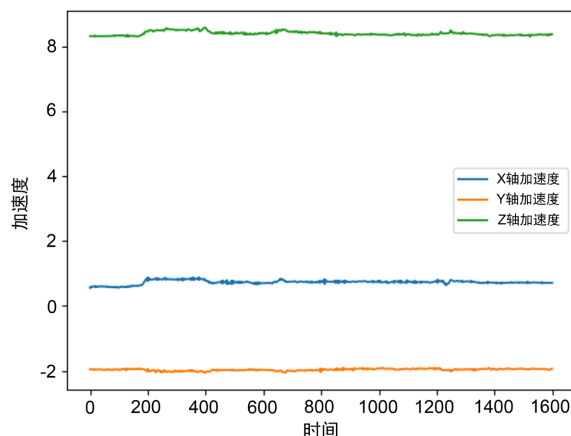


Figure 7. Discrete wavelet denoising effect

图 7. 离散小波去噪效果

4.2. 信号修正

由于加速度传感器可能会存在微小的偏移, 并且多台设备之间偏移量不尽相同, 故考虑在原始信号上进行加窗微分, 保留变化量来消除加速度信号的偏移。流程如图 8 所示。

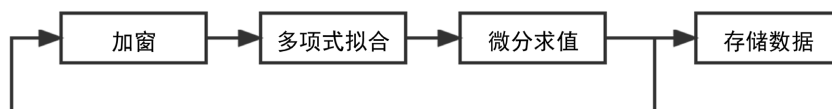


Figure 8. Signal correction process

图 8. 信号修正流程

通过对比实验, 本文取十个点为一个窗, 五个点为滑动窗口进行滑动, 按照 $y(x, W) = w_0 + w_1x + w_2x^2 + \dots + w_Mx^M = \sum_{j=0}^M w_jx^j$ 形式进行多项式拟合。通过多次实验, 本文对其进行九次多项式拟合, 对每次滑动的前五个点进行微分求值, 可以很好地反应出数据变化情况。所得处理后 x 轴数据与原数据对比如图 9 所示。

综上, 本文通过中值滤波、离散小波变换、滑动窗口微分方法对数据进行处理, 用于进行分类的特征为经过上述处理后的三轴加速度数据。

5. 模型建立与结果

特征选取之后, 得到样本数据集。本研究采用人工神经网络(ANN)建立模型, 人工神经网络是一种计算模型, 启发自人类大脑处理信息的生物神经网络。人工神经网络在语音识别、计算机视觉和自然语言理解领域取得了一系列突破。多层感知器(MLP)包括至少一个隐藏层(除了一个输入层和一个输出层以

外)。单层感知器只能学习线性函数，而多层感知器也可以学习非线性函数。本文通过多层感知器进行分类，多层感知器层与层之间是全连接的[14]。多层感知器最底层是输入层，中间是隐藏层，最后是输出层。

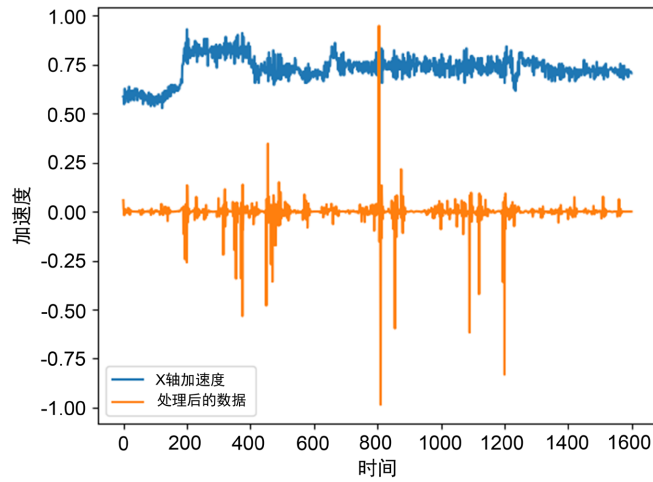


Figure 9. The processed signal compared with the original signal
图 9. 处理后的信号与原信号相比图

本文选取了两层隐藏层的模型为本研究的网络，第一层为 5 个神经元，第二层为 64 个神经元。本文选取 ReLU 函数作为激活函数 ($f(x) = \max(0, x)$)，相比 sigmod 函数与 tanh 函数，Relu 函数克服了梯度消失的问题，并且加快的训练速度[15]。本文的训练模型如图 10 所示。

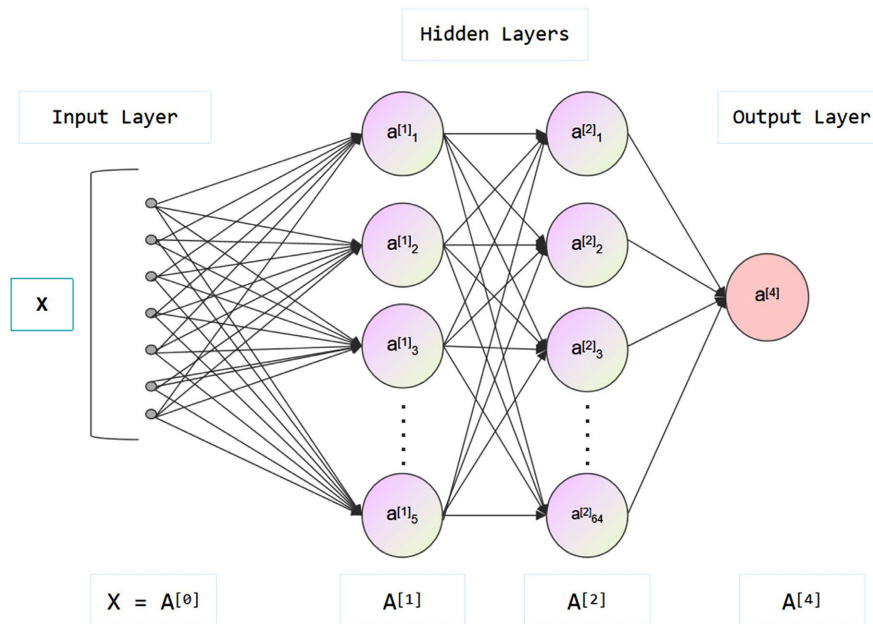


Figure 10. Model diagram
图 10. 模型图

在分类问题机器学习算法模型中，性能评价指标主要有精确率、召回率、f1 值等。将正类判定为正类为 TP ，负类判定为正类为 FP ，正类判定为负类为 FN ，负类判定为负类为 TN [16]。精确率、召回率、f1 值公式如下式：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (4)$$

由上式, 本文得出结果: 准确率为 98%, 召回率为 96%, $f1$ 值为 96%。损失函数如图 11 所示。

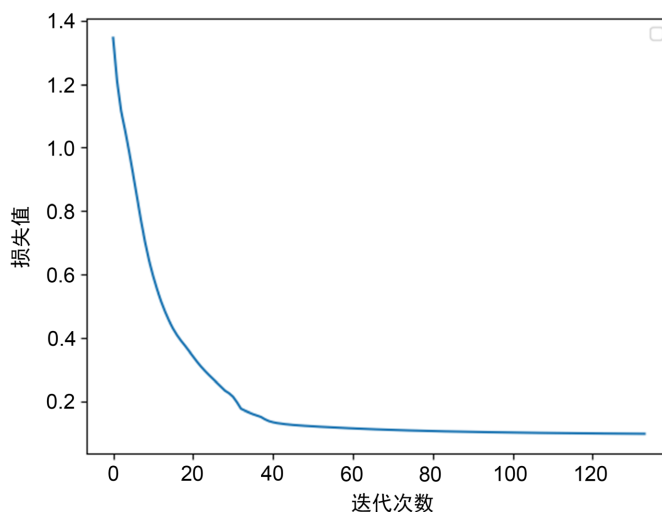


Figure 11. Loss function
图 11. 损失函数

6. 结论

目前 PD 的诊断主要依靠医生的自主判断, 有很强烈的主观性, PD 的准确便捷诊断一直是人们关注的问题。随着帕金森病患者的急剧增加, 国内外许多研究人员开展了大量的帕金森病运动症状的量化研究, 以望帮助临床医生进行病情的诊断和监测, 并且取得了一定的成果。在本文中, 设计出一款轻便、不影响患者行动的可穿戴设备, 提出一个基于震颤数据的评级系统, 患者仅需佩戴两分钟左右即可判断震颤的评级, 为医生对 PD 严重程度的判断以及后续的处理治疗提供了重要依据。然而, 样本数据及其关乎判断的准确率, 相信在长期的监测与获取数据下, 准确率会不断提升。总的来说, 本文提出了一个基于 MLP 的对 PD 震颤进行评级的系统, 并取得了一定的研究成果。此外, 在收集到更多的数据之后, 并加上频域的分析, 此系统会取得更好的精度。

参考文献

- [1] 邓爱萍, 吴妹清, 袁平乔, 杨玲. 帕金森病患者睡眠障碍研究进展[J]. 护理学报, 2019, 26(18): 27-31.
- [2] Samii, A., Nutt, J.G. and Ransom, B.R. (2004) Parkinson's Disease. *Lancet*, **363**, 1783-1793. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(04\)16305-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(04)16305-8)
- [3] Blakemore, R.L., MacAskill, M.R., Myall, D.J. and Anderson, T.J. (2019) Volitional Suppression of Parkinsonian Resting Tremor. *Movement Disorders Clinical Practice*, **6**, 470-478. <https://doi.org/10.1002/mdc3.12801>
- [4] 武璐丽, 李婕, 由金玲, 刘韞宁, 刘江美, 周脉耕, 牛丕业. 1990-2019 年北京市和上海市帕金森病的疾病负担分析[J/OL]. 疾病监测, 2021: 1-7. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2928.R.20211011.1751.002.html>, 2021-10-20.
- [5] Sciarro, A., Bisio, I., Garibotto, C., Lavagetto, F., Hamedani, M., Prada, V., et al. (2021) Early Detection of External

- Neurological Symptoms through a Wearable Smart-Glasses Prototype. *Journal of Communications Software and Systems*, **17**, 160-168. <https://doi.org/10.24138/jcomss-2021-0071>
- [6] Zajki-Zechmeister, T., Kgl, M., Kalsberger, K., Franthal, S., Homayoon, N., Katschnig-Winter, P., et al. (2020) Quantification of Tremor Severity with a Mobile Tremor pen. *Heliyon*, **6**, Article ID: e04702. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e04702>
- [7] Silva de Lima, A., Hahn, T., de Vries, N., Cohen, E., Bataille, L., Little, M.A., et al. (2016) Large-Scale Wearable Sensor Deployment in Parkinson's Patients: The Parkinson@Home Study Protocol. *JMIR Research Protocols*, **5**, Article No. e172. <https://doi.org/10.2196/resprot.5990>
- [8] Ossig, C., Antonini, A., Buhmann, C., Classen, J., Csoti, I. and Falkenburger, B. (2016) Wearable Sensor-Based Objective Assessment of Motor Symptoms in Parkinson's Disease. *Journal of Neural Transmission*, **123**, 57-64. <https://doi.org/10.1007/s00702-015-1439-8>
- [9] Hagan, M., Constantinescu, A. and Geman, O. (2016) Tremor Analysis in Neurological Disorders Using Intelligent Clothes. *E-Health & Bioengineering Conference*, Iasi, 19-21 November 2015, 1-4. <https://doi.org/10.1109/EHB.2015.7391406>
- [10] Sciarrone, A., Bisio, I., Garibotto, C., Lavagetto, F., Staude, G. and Knopp, A. (2020) A Wearable Prototype for Neurological Symptoms Recognition. 2020 *IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Dublin, 7-11 June 2020, 1-7. <https://doi.org/10.1109/ICC40277.2020.9149017>
- [11] Pierleoni, P., Belli, A., Bazgir, O., Maurizi, L., Paniccia, M. and Palma, L. (2019) A Smart Inertial System for 24h Monitoring and Classification of Tremor and Freezing of Gait in Parkinson's Disease. *IEEE Sensors Journal*, **19**, 11612-11623. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2932584>
- [12] 梁璐, 潘丽. 基于 PIC18F67J50 的电子容积表设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2014(2): 36-39.
- [13] 张雨倩, 顾冬云. 帕金森震颤与原发性和原发性震颤的计算机辅助诊断方法综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(7): 22-29.
- [14] 冯亮, 董国祥, 季盛, 文逸彦, 黄珍平, 乔继潘. 基于航行数据的船舶航行油耗模型建立方法[J]. 上海船舶运输科学研究所学报, 2020, 43(1): 27-31.
- [15] 白忠领. 基于深度学习的超窄间隙焊接质量评估方法研究[D]: [硕士学位论文]. 兰州: 兰州理工大学, 2019.
- [16] 付琰. 基于样本生成的多任务图像分类方法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.