

帕金森病步态的可穿戴多源数据采集与特征识别方法

谢俊泉¹, 赵欢¹, 曹军义¹, 曹红梅², 屈秋民², 廖维新³

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学第一附属医院神经内科, 710061, 西安; 3. 香港中文大学机械与自动化工程学系, 999077, 香港)

摘要: 针对帕金森病患者因早期症状隐匿、个体差异显著而导致该病早期识别与健康量化表征困难的问题,提出了一种柔性可穿戴的多源步态数据采集与特征分类方法。开发了柔性可穿戴步态采集系统,通过融合16通道柔性压阻传感器与8通道柔性压电传感器分别采集足底压力和形变信息,并针对各传感器设计了多源信号调理和传输电路,实现了多源步态信号的实时采集与无线传输。利用所设计的系统采集了帕金森患者与健康对照组的正常行走数据,通过对步态数据进行特征构建和显著性差异分析,提出了帕金森病特征识别方法,获取了具有识别效果的显著差异性特征。研究表明:帕金森病患者的时相特征不对称度、峰值变异系数、步态周期变异系数等特征值明显大于健康对照组。以支持向量机和 k -近邻作为分类器分别对比了单一数据和多源数据特征用于帕金森病诊断的结果,发现当同时使用2种信号特征时,分类准确率比单一数据特征高6%~10%,其中基于 k -近邻算法的帕金森病分类准确率达到89.66%。所提方法能有效提高帕金森病识别率,为帕金森病步态异常量化分析与诊断的临床应用奠定了基础。

关键词: 帕金森病;柔性可穿戴设备;步态特征;多源数据

中图分类号: TH823;TP274 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202306004 **文章编号:** 0253-987X(2023)06-0029-10

Multi-Source Gait Data Acquisition and Feature Recognition Method Based on Wearable Device for Parkinson's Disease

XIE Junxiao¹, ZHAO Huan¹, CAO Junyi¹, CAO Hongmei², QU Qiumin², LIAO Wei-Hsin³

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Department of Neurology, The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061, China;

3. Department of Mechanical and Automation Engineering, The Chinese University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)

Abstract: As early symptoms of Parkinson's disease patients are hidden, and distinct individual differences make it more difficult to identify early gait abnormalities and characterize healthy states quantitatively, a multi-source gait data acquisition and feature recognition method based on a wearable device was proposed in this paper. The multi-source gait data acquisition system can collect plantar pressure and deformation by fusing a 16-channel flexible piezoresistive sensor and an 8-channel flexible piezoelectric sensor. Through the design of the signal conditioning circuit, the real-time acquisition and wireless transmission of multi-source signals were achieved. Based

on the designed system, the gait data of Parkinson's disease patients and healthy controls were collected. A method of feature recognition for Parkinson's disease was proposed based on distinctive features extracted by feature construction and significant difference analysis of gait data. The results showed that the features of Parkinson's disease patients, including asymmetry of phase features, coefficient of variation of peak value, and coefficient of variation of the gait cycle, were more distinctive than those of healthy controls. In addition, the Support Vector Machine and k -nearest neighbor were employed as classifiers to compare the accuracy between single and multi-source data features for diagnosing Parkinson's disease. The classification accuracy of multi-source gait signals was 6% to 10% higher than that of a single signal, in which the k -nearest neighbor classification accuracy of Parkinson's disease reached 89.66%. More importantly, the results demonstrated that the proposed method can effectively improve the ability to recognize Parkinson's disease and lay a foundation for quantitative analysis and diagnosis of Parkinson's disease in clinical application.

Keywords: Parkinson's disease; flexible wearable device; gait feature; multi-source data

步态反映了人在行走过程中的姿态变化、身体状态等信息,能够揭示个体的身体状态与个体间的差异,因此基于步态的监测与分析技术被广泛应用于运动科学^[1]、身份识别^[2-3]、姿势识别^[4-5]和健康监测^[6-7]等领域。临床医学上,步态分析适用于步态障碍的评估与诊断,可以帮助医生评估患者的行走能力和健康状态,为步态异常患者提供诊断和治疗方案,并评估病人治疗前后的变化和康复情况。

帕金森病作为一种典型的神经退行性疾病,其病理变化不可逆,治疗只能延缓病情的发展,因此对帕金森病应做到早发现、早治疗。目前,受限于医疗成本和技术水平,患者通常难以早期发现疾病,从而延误了最佳治疗时间。步态障碍作为帕金森病的临床表现之一,包括步态冻结、不平衡等症状^[8-9],对其开展研究有望为帕金森病的发现和评估提供有效手段。因此,监测与分析帕金森病潜在患者群体的日常步态,对提高帕金森患者的就医与生活质量具有重要意义。

目前,病患步态采集分析技术主要包括量表评定技术、视觉技术以及传感技术等3种。①量表评定技术是医生根据标准量表中的项目,观察患者的步态、平衡能力等信息并判断是否存在异常,从而赋予固定的分数,所得结果能够实现帕金森病严重程度的诊断。常用的步态分析量表有统一帕金森评定量表(UPDRS 3.0)^[10]、Hoehn-Yahr量表^[11]、MDS统一帕金森病评定量表(MDS-UPDRS)^[12]等,但量表评定结果取决于医生的判断,依赖于医生的临床经验,具有一定的主观性,且步态异常的细节和微小变化不易被肉眼发现。②视觉技术主要是利用光学

运动捕捉系统,通过在固定场地内布置多个高精度摄像头,捕捉穿戴在人体关键部位反光点的空间位置变化或直接提取人运动中的轮廓变化^[13],但由于受限于摄像头的布置,能够监测的运动范围有限,且监测准确度易受光照、影子、受试者衣物^[14-15]等因素影响。③传感技术利用与人体接触的传感器采集步态信息,能够避免多数环境因素的影响,其中可穿戴的传感技术是将微型或柔性的传感器集成在服装中或贴附在人体体表,在不影响舒适度的前提下采集行走过程中的步态信息,配合无线传输方式传输至上位机,具有监测运动范围广、不受外部条件影响的优点。由此可见,可穿戴的传感技术是非侵入性的,可穿戴性好,在无创测量生理信号和监测人体运动方面具有天然的优越性,在量化人体各项机能和改善院外患者照护体验等方面具有重要的应用价值。因此基于传感技术研制的可穿戴步态健康监测系统,能够对帕金森病患者或潜在群体的日常活动进行监测,有助于早期诊断与量化表征步态的异常变化。

目前,可穿戴步态监测系统的传感器主要分为惯性传感器和压力传感器两类^[16]。惯性传感器一般由加速度计、陀螺仪和磁力计组成,布置于人体各关节处采集人体动作的加速度和姿态角度等信息^[17],但刚性的惯性传感器穿戴舒适性差,存在漂移效应,限制了其在日常步态长期监测中的应用。

足底压力研究可揭示人体在不同状态下的足底压力特征,即运动过程中足部的动力学特性。在帕金森病的症状中,慌张步态、冻结步态、步态不平衡直接体现为足底压力的节律性减弱、紊乱、不对称

等。下肢的静止性震颤、肌强直以及运动迟缓的症状也会间接地体现在足底压力信息中,如静止性震颤在足底压力和形变上出现特征频率,运动迟缓导致足底压力周期变长^[18-20]等。柔性压阻和压电传感器使用柔性材料制作,能与足底紧密贴合,具有材质轻薄、穿戴舒适的特点,可同时采集足底运动学与动力学参数。Wang 等^[21]将压电聚合物薄膜(PVDF)嵌入到鞋垫中,采集的步态信号能够区分正常行走与跛行以及步速变化。孙东杰等^[22]采用阵列式柔性压阻传感鞋垫,建立了动态足底压力分布测量系统。Zhao 等^[23]设计了可穿戴 PVDF 步态采集装置,并分析了神经退行性疾病导致的步态异常对 PVDF 信号的影响。人体步态包含了丰富而复杂的信息,但目前可穿戴步态监测系统大多使用单一类型的传感器,只能采集单一类型的生物特征信号,从而导致在一个步态周期内获得的信息种类较少,难以充分反映行走时的步态特征^[24-25]。此外,现有的可穿戴步态采集与分析系统仅关注运动参数的转化和基于步态的动作识别与身份识别,未能从步态数据特征层面揭示和表征健康状态变化,因此亟需开发适合临床应用的帕金森病步态异常的监测与量化评价方法。

为了解决上述问题,本文针对帕金森病设计了一种可穿戴多源步态数据监测系统用于步态监测和量化诊断,并分析了帕金森病的异常步态量化特征。在步态采集装置设计方面,融合使用了包括柔性压阻和柔性压电在内的多种传感器,结合无线传输方式实现了多源传感数据的集成采集和远距离传输,并开展步态采集实验获取了帕金森病患者和健康对照组的数据。此外,在步态信号处理与异常步态量化方面,分别从压阻、压电信号中提取了患者组和健康对照组具有显著性差异的步态特征,融合支持向量机和 k -近邻分类算法进行帕金森病的识别,验证了差异性特征在表征帕金森病步态异常的有效性。最后通过对比各类信号提取特征的分类准确率,分析了同时使用多源信号特征对帕金森病识别效果的影响,验证了所研制系统对多源信号采集和帕金森病诊断功能的有效性。

1 可穿戴步态监测系统设计

1.1 系统结构

为充分采集日常步态信息,研制了可穿戴的步态监测系统,其结构与步态信号传输路径如图 1 所示,包括步态采集鞋垫和上位机系统。通过步态

采集鞋垫同时采集不同机理、多种类的信号,能够提取更多生物特征类型的步态信息,有助于提高步态疾病的诊断精确度。柔性的传感方式使得装置具有良好的可穿戴性,可在用户无察觉状态下采集步态数据,因此在步态采集鞋垫中集成包括压阻式薄膜(FSR)、PVDF 等多个柔性薄膜传感材料,分别采集步态压力和足底变形信息。所设计的信号调理电路将采集到的信号通过 WiFi 无线传输至上位机系统,上位机系统实时接收显示步态数据并完成帕金森病的诊断。

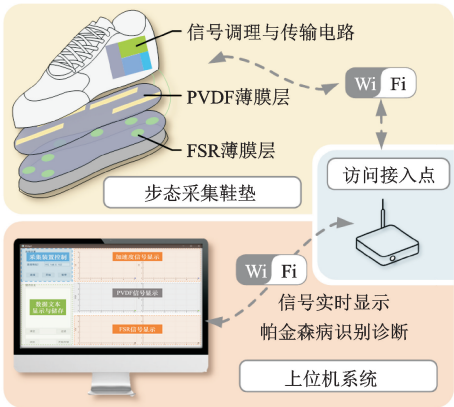


图 1 可穿戴步态监测系统结构

Fig. 1 Structure of wearable gait monitoring system

1.2 压阻信号调理

足底压力分布与变化是步态的主要参数之一,而力敏电阻 FSR 是现有可穿戴设备中常见的压力传感单元,其传感原理为压阻效应。当基片受力产生机械变形时,传感器内部的电阻会随之变化,通过测量传感器两侧电阻电压即可检测出传感器受压程度。由于电阻与所受压力近似呈反比例关系,因此压阻信号转换电路采用反向运算放大电路,电荷泵 TPS60400(德州仪器,美国)将 3.3 V 的输入电压转换为-3.3 V 的电压,输出电压与压敏电阻的关系表达式如下

$$U_o = 3.3 \frac{R_o}{R_F} \tag{1}$$

式中: U_o 为输出电压; R_F 为压敏电阻; R_o 为放大电阻, R_o 的大小决定了 U_o 的变化范围,故而应尽量覆盖 AD 芯片的采集范围。经过压阻信号调理电路得到电压输出与传感器受压呈线性关系,该关系的实际参数与 FSR 材料性质和电路参数有关,需要通过标定实验获取。

标定实验对象为图 2 所示的 8 通道压阻传感鞋垫 ZNX-01(LENSTAR,中国),能够采集足跟(1、2、

3)、足弓(4)、足掌(5、6、7)和足趾(8)处共 8 个通道的足底压力。

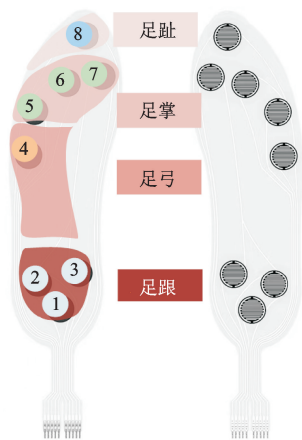


图 2 压阻传感鞋垫

Fig. 2 Piezoresistive sensing insole

采用加载—卸载—加载的标定方法,在传感单元上施加 0~100 N 的压力,通过压力计对 8 个传感单元逐一标定,每个传感单元重复标定 3 次。实验得到的输出电压-压力数据如图 3 所示,可以看出标定数据具有良好的可重复性。当传感单元无负载时, R_F 大于 10 M Ω , U_0 的实际值近似为 0, 标定数据采用设计的二段式公式拟合

$$F = \begin{cases} aU_0^c, & F \leq 15 \text{ N} \\ kU_0 + b, & F > 15 \text{ N} \end{cases} \quad (2)$$

式中: F 为传感单元上的正压力负载; a 、 c 、 k 、 b 为系数项, k 和 b 由标定数据拟合获得。将标定数据代入式(2)中,得到如下结果

$$F = \begin{cases} 48.3U_0^{1.07}, & F \leq 15 \text{ N} \\ 47.8U_0 - 1.0, & F > 15 \text{ N} \end{cases} \quad (3)$$

系数项保证了两段拟合公式的连续性,在 F 为 15 N 时两段公式的导数与对应的 U_0 均相同,传感器的最大拟合误差为 4.2%。

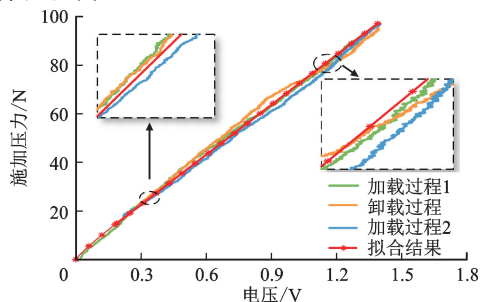


图 3 标定数据与拟合结果曲线

Fig. 3 Calibration data and fitting result curve

1.3 压电信号调理

PVDF 是由日本的 Kawai 于 1969 年发现的一种压电薄膜,由于灵敏度远大于普通电阻应变片,对加载信号的响应时间可达到纳秒级^[26],将其作为柔性电容式压电传感器布置于足底,能够实时采集足底步态动态变化。本文选取条状的 LDT2-28K 型压电传感器(TE Connectivity, 美国),电极长度为 62 mm,布置方式如图 4 所示。在双脚足底的足跟(通道 1)、足弓外侧(通道 2)、足掌外侧(通道 3)以及足趾(通道 4)共布置 4 片 PVDF 传感器,长条状的形式能够采集压力与变形的耦合信号动态变化,具有较高的动态响应灵敏度。

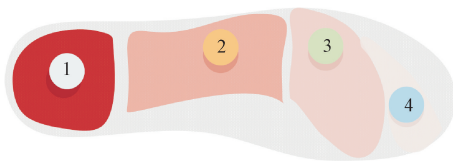


图 4 压电传感器布置方式

Fig. 4 Arrangement of piezoelectric sensors

由于 PVDF 传感器在动态负载条件下输出的电荷信号较弱,参考 CN-0350 电路(Analog Devices, 美国)设计了如图 5 所示的调理电路。PVDF 传感器在受到动态负载时产生电流,经过运算放大器 A_1 和电容 C_2 组成的电荷-电压转换器,输入至运算放大器 A_2 与电阻 R_4 、 R_5 组成的同相放大器,然后输出电压信号 U_P 。为匹配 U_P 与 AD 芯片的输入范围,在 PVDF 传感器一端和 R_4 一端分别引入 1.25 V 的偏置电压 H_{ref} ,该偏置电压由 AD 芯片的 2.5 V 基准电压 V_{ref} 经过缓冲和衰减获得,可求得输出电压 U_P 与 PVDF 传感器电荷变化量 Δq 的表达式

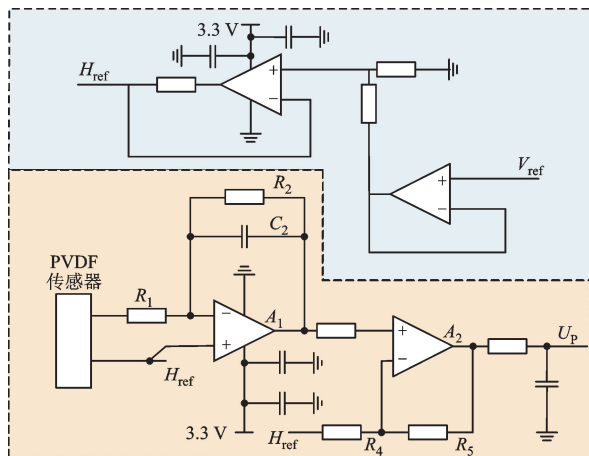


图 5 压电信号调理电路

Fig. 5 Piezoelectric signal conditioning circuit

$$U_P = H_{\text{ref}} + \left(1 + \frac{R_5}{R_4}\right) \frac{\Delta q}{C_2} \tag{4}$$

通过调整式(4)中电阻与电容的大小,可将 U_P 的范围控制在 $0 \sim 2.5 \text{ V}$ 之间。

1.4 集成步态采集装置

集成步态采集装置需要先完成数据的模数转换、远程传输和集成设计等功能,才可以应用到病人的日常可穿戴监测中。首先,步态的压阻和压电模拟信号经多路模数转换后进入到控制器的缓存单元,再由无线传输单元发送到上位计算机。本文选择 ESP32 模组作为信号采集处理与系统的控制内核,该模组集成了 2.4 GHz Wi-Fi 模块,支持 802.11b/g/n 无线局域网标准,其中 802.11n 协议的速度可高达 150 Mb/s ,相比于其他无线传输技术具有传输速率较快、发射功率较低和传输距离较远等优点。

根据上述信号调理电路与模块,设计了 4 层 PCB 板,如图 6 所示,其尺寸为 $56 \text{ mm} \times 40 \text{ mm}$,由 3.7 V 锂电池供电,电池容量为 $2\,000 \text{ mA} \cdot \text{h}$ 。集成设计的步态监测装置实现了每侧 4 通道足底底变压电信号和 8 通道足底压阻信号以 $0 \sim 1\,000 \text{ Hz}$ 的采样频率稳定采集与发送。装置在稳定采集与传输的工作状态时,充满电池可持续 24 h 的稳定采集,能够满足日常使用与实验需求。实验室的行走实验测试结果表明,集成设计的无线多源步态采集系统能够实现步态信号的实时连续采集、打包和发送。

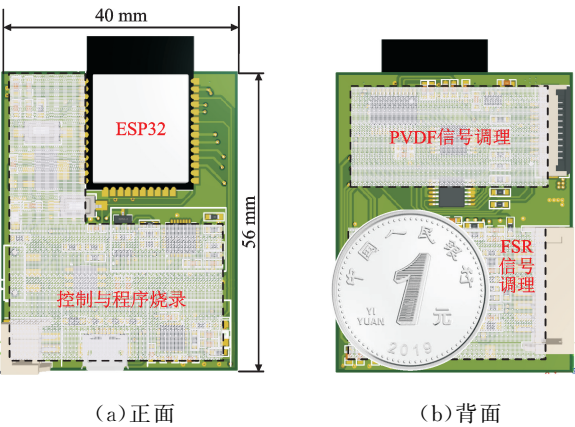


图 6 PCB 板设计图

Fig. 6 Designed circuit board

2 步态数据采集与预处理

为验证系统在步态信号无线采集方面的有效性和分析帕金森患者步态异常的量化特征,针对帕金森病患者和健康对照组进行了临床步态数据采集实验。实验要求受试者穿戴步态采集装置,以日常行

走速度在 $2 \text{ m} \times 30 \text{ m}$ 的走廊内进行直线往返行走,整个过程重复 3 次。

图 7 所示为步态监测系统穿戴图,图中上位机监测软件具有接收步态采集装置的数据并实时可视化的功能。此外,软件中还集成了帕金森病步态量化分析与特征识别算法,该算法通过自动分析受试者的数据,进而提取出具有显著差异性的特征,实现步态异常量化,并输入分类器中得到分类结果。在正式实验开始前,患者需穿戴设备在走廊内自由活动以适应系统,降低可穿戴系统对受试者正常步态的影响。设置系统采样频率为 200 Hz ,传输总通道数为 24。实验共采集了 15 名患者与 25 名健康人的步态数据。15 名患者中,3 名患者 Hoehn-Yahr 分级为 1,2 名患者 Hoehn-Yahr 分级为 1.5,其余 10 名患者分级为 2。

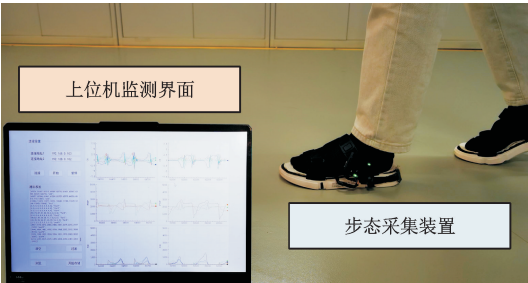


图 7 步态监测系统穿戴图

Fig. 7 Wearing diagram of gait monitoring system

图 8 与图 9 给出了其中 1 名帕金森患者和 1 名健康人的单个步态周期的多通道采集数据。图 8 所示为左脚 8 通道 FSR 信号转化后的压力数据,反映了行走过程中足底各位置压阻传感单元的压力变化。图 9 所示为左脚 4 通道 PVDF 信号经调理电路放大后的电压数据,反映了足底压力与变形耦合的动态变化。可以看出,在步态周期前半段,压力通道 1、2、3 出现峰值,表明足跟位置接触地面并受力;与此同时,PVDF 传感器受压发生变形,通道 1、2 的电压值下降。当足底受力位置逐渐向足掌和足趾转变时,压力通道 1、2、3 与 PVDF 信号通道 1、2 逐渐恢复,而压力通道 4、5、6、7、8 依次增大并出现峰值,PVDF 信号通道 3、4 电压值下降,此变化趋势反映了行走步态的基本特征。但受试者间、同一受试者的不同步态周期间,各信号的波形细节与幅值大小均有一定差异,如图 8 中患者与健康人的明显差异是患者足跟位置的压力幅值偏小,图 9 中患者在足弓外侧的变形量更小,而在足趾处的变形量更大。

疾病是导致差异的主要原因之一^[27],患者与健康人的差异性特征需要进一步计算分析。

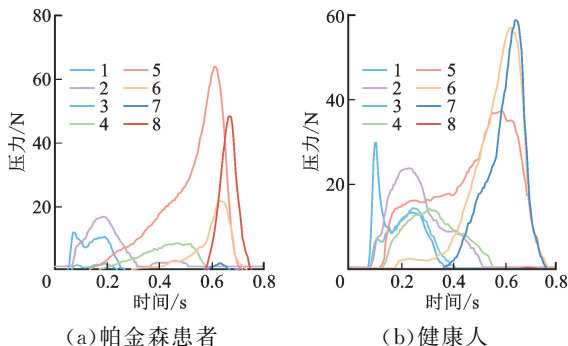


图8 足底压力波形对比

Fig. 8 Comparison of plantar pressure waveforms

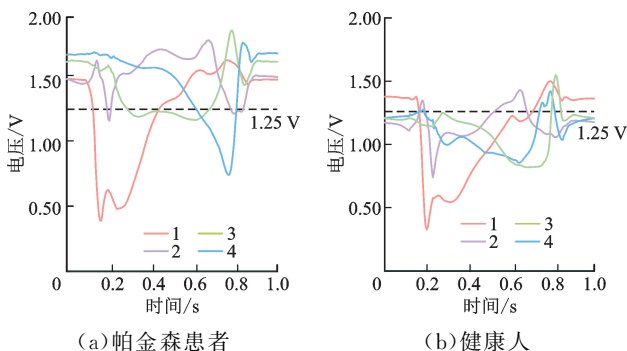


图9 压电信号波形对比

Fig. 9 Comparison of piezoelectric signal waveforms

为消除个体差异等不必要因素对数据分析的干扰,建立适用性较好的帕金森病异常步态量化评价方法,需要对采集与初步转化的数据进行预处理。对于FSR信号,为减小个体体重对压力幅值的影响,各通道的压力时间序列均除以单脚各通道压力之和序列的均值,得到无量纲量。

3 帕金森病步态特征分析

为提取帕金森病的步态异常量化特征,本文针对FSR和PVDF信号,从时域、频域和时频域分别提取整段、周期性和片段性信号特征。时域特征包括各通道压力与形变的均值、标准差、均方根等经典时域参数,其中均值、标准差等特征值反映了行走能力的平均水平与变化,与步态不稳定症状相关。峰值指标和脉冲指标刻画行走过程中足底压力与形变的波动幅度,受到肌僵直等症状的影响^[28]。时相特征根据足跟与足趾位置压力变化的时刻计算,其中运动迟缓的症状影响步态周期时间,下肢支撑能力影响支撑相和摆动相时长^[29]。基于各通道压力与

形变信号的频域与时频域特征,可用于表征静止性震颤与冻结步态症状^[30-31],然后利用曼-惠特尼秩和检验 p 值筛选帕金森患者与健康对照组具有显著差异的特征。为验证量化特征的差异性和多源机理信号对步态分析的准确度效果,对比了支持向量机和 k -近邻算法对帕金森病的识别准确度。

3.1 压阻信号特征

FSR信号除反映足底压力特征外,还能间接提取时相特征,如步态周期、支撑相和摆动相等^[29]。基于压力数据的时相划分方法如图10所示,支撑相为足跟触地到足趾离地的持续时间,支撑相内单脚足底总压力不为0,摆动相表示脚离开地面在空中摆动的时间,支撑相与摆动相时间之和即为步态周期时间,双支撑相代表双脚均与地面接触起支撑作用的时间^[32]。每一步态周期各项指标之间的变异系数,以及双脚之间的不对称度是定量评价步态异常的重要指标。变异系数评价平稳行走过程的步态稳定程度,不对称度反映左右脚的差异,用来评价步态不平衡程度^[33]。计算公式如下

$$V_{Cx} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - \sum_{i=1}^n x_i/n|}}{\sum_{i=1}^n x_i/n} \quad (5)$$

$$A_{Lx} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_l - x_r|}{\sum_{i=1}^n x_i/n} \quad (6)$$

式中: V_{Cx} 为步态周期的指标序列 x 的变异系数,反映指标在各步态周期内的变化量,能够表征行走过程的不稳定性; x_i 为第 i 个步态周期的指标值; n 为每段数据的步态周期数; A_{Lx} 为指标 x 的不对称度; x_l 和 x_r 分别为 x 在左脚和右脚的步态周期序列。

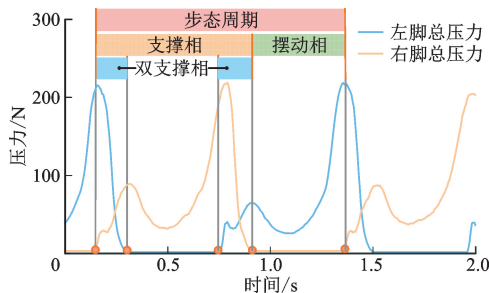


图10 基于压力数据的步态时相划分

Fig. 10 Gait phase division based on pressure data

表1所示为根据曼惠特尼秩和检验 p 值筛选出的最具显著差异的6个FSR信号数据特征,当 p 值

小于0.05时,认为帕金森病患者与健康人在该指标上具有差异即帕金森病与该指标值相关,可作为帕金森病的识别指标,且 p 值越小,帕金森病患者与健康对照组的特征值差异性越显著,对应特征与有无帕金森病的相关性越强。可以看出,时相指标的不对称度差异最明显(p 值量级在 10^{-4}),说明帕金森病患者在行走过程中左右脚的时相长短差异大。基于压力的数据特征,如足跟处周期性峰值指标均值,对帕金森病也具有一定的区分能力。经过数值归一化的特征值对比如图 11 所示,可见在不对称度、变异系数等指标上,帕金森病患者的指标整体高于健康人,这与帕金森病患者具有步态不稳定的表征一致;而在压力波形指标上,帕金森病患者的指标均小于正常人,反映了帕金森病患者的整体行走功能弱于正常人。若特征的 p 值接近于 1,说明患者与健康对照组在该指标上没有区别,则无法用于识别帕金森病,如图 11 中的无差异特征 F7 和 F8,分别为通道 5 压力信号的峰值指标与足底总压力脉冲指标的不对称度。然而,尽管具有显著差异性特征的 p 值远小于 0.05,且患者组和对照组特征值的主要分布区域差异明显,但帕金森患者的特征值与健康人仍存在一定混叠。

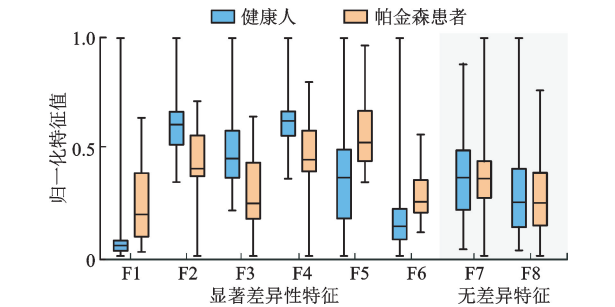
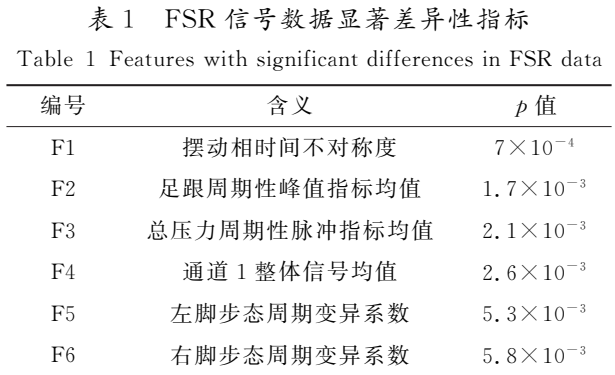


图 11 FSR 信号数据归一化特征值对比

Fig. 11 Comparison of normalized features in FSR data

3.2 压电信号特征

PVDF 传感器采集的是足底压力和变形的耦合

信号,实现了对单一压力数据的补充。按照与 FSR 信号数据相同的分析方法,计算出 PVDF 信号最具差异性的特征并列于表 2。同时计算了信号的整体性和阶段性特征,得到差异性较大的特征均为周期性的指标变异系数,其中左脚足跟的均方根变异系数 p 值为 1.7×10^{-4} 。PVDF 信号数据的显著性差异特征分布情况如图 12 所示,对于评价步态周期的变异系数特征,帕金森患者普遍高于健康人,说明帕金森病患者的指标在每一个步态周期内波动,反映了其行走过程中步态紊乱且节律性较差,这与 FSR 信号特征的分析结果一致,但压电信号特征值的混叠程度弱于 FSR 信号特征。压电信号特征中也包括无差异特征,如图 12 中足掌外侧形变的周期性均值 P7 与足跟形变均值的不对称度 P8。相较于表 1 中的特征指标,表 2 中特征的 p 值整体偏小,这也证实了 PVDF 信号特征更具显著性。

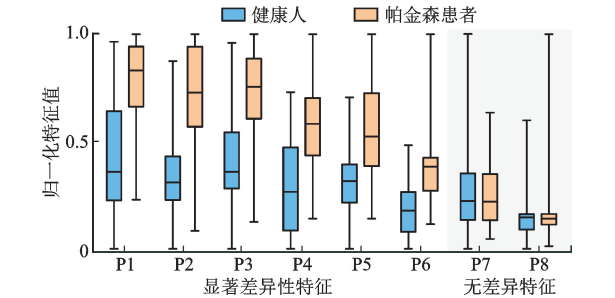
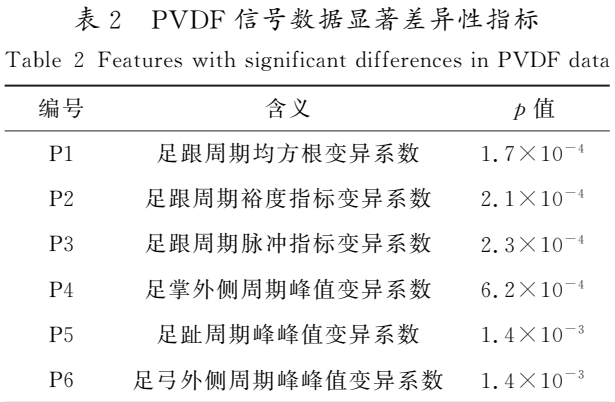


图 12 PVDF 信号数据归一化特征值对比

Fig. 12 Comparison of normalized features in PVDF data

综上所述,PVDF 信号数据的特征差异性最显著,FSR 信号数据特征次之,提取出的显著差异性特征能在一定程度上反映帕金森患者的步态异常。但在特征分析中,所有特征都存在一定的混叠情况,即部分帕金森患者的特征值与健康对照组相等,这主要是因为帕金森病的发病机制复杂且类型多,患者间的临床症状表现不一致。此外,人体差异的复

杂随机性导致步态信号受到非疾病因素的影响,无法在数据预处理和特征分析中全部消除。因此,单一特征无法完全区分帕金森病与健康对照组,具有显著性差异的特征也难以被单一的临床步态异常精准解释。上位机系统在进行帕金森病识别时,可由专家根据穿戴者多项特征值的大小在分布图中的位置综合判断。

3.3 特征有效性验证

为进一步论证多项特征的有效性,以及分析系统采集的多类型信号对帕金森病的识别效果,基于所提取特征,利用基础分类算法的准确率分析与对比提取特征的效果,分别选用 k -近邻和支持向量机算法对帕金森病患者组和健康对照组进行分类。 k -近邻算法通过测量同特征值之间的距离分类,选择样本集中前 k 个最相似特征中出现次数最多的分类结果作为新数据的分类,且具有对异常点不敏感的优点。支持向量机算法的主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化,因此两者均适用于特征存在混叠的二分类待样本集。

从FSR和PVDF的信号特征中,分别选择20个最具显著差异的特征(p 值最小)构成样本集,75%的数据集用于训练,25%的数据集用于测试。采用交叉验证方法计算分类准确率,取多次计算得到的平均分类准确率与标准差如图13所示,输入FSR信号特征的 k -近邻算法和支持向量机算法的平均分类准确率分别为78.01%(标准差:8.20%)和76.94%(标准差:12.71%),基于PVDF信号特征的平均分类准确率分别为82.97%(标准差:12.05%)和83.84%(标准差:11.67%),这与特征差异性对比结果相一致。同时使用2种特征作为样本集输入时, k -近邻和支持向量机算法的分类准确率均得到提高,基于复合特征的 k -近邻算法($k=3$)准确率为89.66%(标准差:6.91%)。结

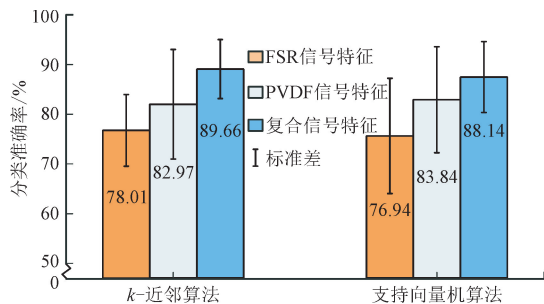


图13 2种算法分类准确率对比

Fig. 13 Comparison of classification accuracy

果表明,单一机理的步态特征能够反映帕金森病的步态异常,如基于PVDF信号特征的基础分类算法的分类准确率达到80%以上,多机理的步态数据更能充分地表征患者的步态异常变化,提高了帕金森病识别分类准确率。

4 结 论

为克服个体差异显著导致病人早期步态异常的诊断难题,本文研制了一种可穿戴多源步态数据监测系统,实现了压电和压阻信号的实时同步采集与无线传输,可同时表征足底压力与形变信息。此外,基于多源步态数据采集装置采集的病患步态数据,提取了以周期性指标变异系数为主的步态特征,通过显著性差异分析,建立了步态数据特征与帕金森病步态异常的关系,得到的时相特征与压电信号的变异系数、压力数据的时域指标等特征 p 值远小于0.05,能够反映帕金森病患者的异常步态。此外,基于压阻信号特征、压电信号特征和复合特征的 k -近邻算法的分类准确率分别为78.01%、82.97%和89.66%,对应的支持向量机算法的分类准确率分别为76.94%、83.84%和88.14%,验证了本文方法所提取的特征量化步态异常变化的有效性。结果表明,不同传感耦合机理的数据融合实现了相互补充,具有更好的识别效果,为帕金森病量化临床诊断奠定了基础。

参考文献:

- [1] ZHANG Huanghe, GUO Yi, ZANOTTO D. Accurate ambulatory gait analysis in walking and running using machine learning models [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2020, 28(1): 191-202.
- [2] YUN J. User identification using gait patterns on Ubi-FloorII [J]. Sensors, 2011, 11(3): 2611-2639.
- [3] 周丙涛,陈世强,程宇阳,等.基于足底压力传感器与深度学习的生物身份识别[J].仪器仪表学报, 2021, 42(7): 108-115.
ZHOU Bingtao, CHEN Shiqiang, CHENG Yuyang, et al. Biometric identification based on plantar pressure sensor and deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 108-115.
- [4] PARK J S, KOO S M, KIM C H. Classification of standing and walking states using ground reaction forces [J]. Sensors, 2021, 21(6): 2145.
- [5] 段鹏松,周志一,王超,等. WiNet: 一种适用于无线感知场景的步态识别模型 [J]. 西安交通大学学报,

- 2020, 54(7): 187-195.
- DUAN Pengsong, ZHOU Zhiyi, WANG Chao, et al. WiNet: a gait recognition model suitable for wireless sensing scene [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(7): 187-195.
- [6] PEREIRA DOS SANTOS D M, FERREIRA NETO M, LEMOS M R, et al. Wearable system for early identification of Parkinson's disease symptoms through the evaluation of the gait training [C]//2019 IEEE 9th International Conference on Consumer Electronics (ICCE-Berlin). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 51-56.
- [7] ZHAO Huan, WANG Ruixue, LEI Yaguo, et al. Severity level diagnosis of Parkinson's disease by ensemble K-nearest neighbor under imbalanced data [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 189: 116113.
- [8] JANKOVIC J. Parkinson's disease: clinical features and diagnosis [J]. Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry, 2008, 79(4): 368-376.
- [9] IVKOVIC V, KURZ M J. Parkinson's disease influences the structural variations present in the leg swing kinematics [J]. Motor Control, 2011, 15(3): 359-375.
- [10] STEBBINS G T, GOETZ C G, BURN D J, et al. How to identify tremor dominant and postural instability/gait difficulty groups with the movement disorder society unified Parkinson's disease rating scale: comparison with the unified Parkinson's disease rating scale [J]. Movement Disorders, 2013, 28(5): 668-670.
- [11] HOEHN M M, YAHR M D. Parkinsonism: onset, progression, and mortality [J]. Neurology, 1998, 50(2): 318.
- [12] GOETZ C G, TILLEY B C, SHAFTMAN S R, et al. Movement disorder society-sponsored revision of the unified Parkinson's disease rating scale (MDS-UPDRS): scale presentation and clinimetric testing results [J]. Movement Disorders, 2008, 23(15): 2129-2170.
- [13] AN Weizhi, YU Shiqi, MAKIHARA Y, et al. Performance evaluation of model-based gait on multi-view very large population database with pose sequences [J]. IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science, 2020, 2(4): 421-430.
- [14] UDDIN M Z, MURAMATSU D, TAKEMURA N, et al. Spatio-temporal silhouette sequence reconstruction for gait recognition against occlusion [J]. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications, 2019, 11(1): 9.
- [15] VERLEKAR T T, SOARES L D, CORREIA P L. Gait recognition in the wild using shadow silhouettes [J]. Image and Vision Computing, 2018, 76: 1-13.
- [16] SILVA DE LIMA A L, EVERS L J W, HAHN T, et al. Freezing of gait and fall detection in Parkinson's disease using wearable sensors: a systematic review [J]. Journal of Neurology, 2017, 264(8): 1642-1654.
- [17] HUA Rui, WANG Ya. Monitoring insole (MONI): a low power solution toward daily gait monitoring and analysis [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(15): 6410-6420.
- [18] POPOVIC M B, DJURIC-JOVICIC M, RADOVANOVIC S, et al. A simple method to assess freezing of gait in Parkinson's disease patients [J]. Brazilian Journal of Medical and Biological Research, 2010, 43(9): 883-889.
- [19] 李波陈. 冻结步态可穿戴监测方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2022.
- [20] SVEINBJORNSDOTTIR S. The clinical symptoms of Parkinson's disease [J]. Journal of Neurochemistry, 2016, 139(S1): 318-324.
- [21] WANG Wei, CAO Junyi, YU Jian, et al. Self-powered smart insole for monitoring human gait signals [J]. Sensors, 2019, 19(24): 5336.
- [22] 孙东杰, 宋爱国. 基于传感阵列的动态足底压力分布测量系统 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 83-91.
- SUN Dongjie, SONG Aiguo. A dynamic plantar pressure distribution measurement system based on sensor array [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 83-91.
- [23] ZHAO Huan, WANG Ruixue, QI Dexin, et al. Wearable gait monitoring for diagnosis of neurodegenerative diseases [J]. Measurement, 2022, 202: 111839.
- [24] ESPAY A J, BONATO P, NAHAB F B, et al. Technology in Parkinson's disease: challenges and opportunities [J]. Movement Disorders, 2016, 31(9): 1272-1282.
- [25] CHEN Shanshan, LACH J, LO B, et al. Toward pervasive gait analysis with wearable sensors: a systematic review [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016, 20(6): 1521-1537.
- [26] 具典淑, 周智, 欧进萍. PVDF 压电薄膜的应变传感特性研究 [J]. 功能材料, 2004, 35(4): 450-452, 456.
- JU Dianshu, ZHOU Zhi, OU Jinping. Study on strain-sensing of PVDF films [J]. Journal of Functional Materials, 2004, 35(4): 450-452, 456.
- [27] KOUR N, GUPTA S, ARORA S. Sensor technology with gait as a diagnostic tool for assessment of Parkin-

- son's disease: a survey [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2022: 1-37.
- [28] 刘俊杰. 基于机器学习与步态分析的帕金森病患者定量评估与分类方法研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2021.
- [29] VEERARAGAVAN S, GOPALAI A A, GOUWANDA D, et al. Parkinson's disease diagnosis and severity assessment using ground reaction forces and neural networks [J]. *Frontiers in Physiology*, 2020, 11: 587057.
- [30] ABDULHAY E, ARUNKUMAR N, NARASIMHAN K, et al. Gait and tremor investigation using machine learning techniques for the diagnosis of Parkinson disease [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2018, 83: 366-373.
- [31] YUNGHER D A, MORRIS T R, DILDA V, et al. Temporal characteristics of high-frequency lower-limb oscillation during freezing of gait in Parkinson's disease [J]. *Parkinson's Disease*, 2014, 2014: 606427.
- [32] 余建, 曹军义, 王伟, 等. 人体步态复杂度的递归图和递归定量分析研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2017, 51(10): 47-52, 70.
YU Jian, CAO Junyi, WANG Wei, et al. Recurrence plot and recurrence quantification analysis of human gait complexity [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2017, 51(10): 47-52, 70.
- [33] ZHAO Huan, CAO Junyi, WANG Ruixue, et al. Accurate identification of Parkinson's disease by distinctive features and ensemble decision trees [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 69: 102860.

(编辑 李慧敏 杜秀杰)