

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.05.003

基于步态事件和 sEMG 的功能性电刺激起始点研究

邓昌仁^{1,2}, 陈恩伟¹, 张佳峰^{1,2}, 王勇^{1,2}

(1. 合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 合肥工业大学 智能互联系统安徽省实验室, 安徽 合肥 230009)

摘要: 足下垂患者步行过程中进行功能性电刺激可以帮助其恢复正常行走能力, 而准确确定功能性电刺激的开启时间至关重要。文章针对该问题, 利用步行过程中下肢的角速度和表面肌电信号(surface electromyography, sEMG), 提出一种以步态事件与肌肉动作点之间延时关系为控制策略的足下垂步行过程中功能性电刺激准确开启的方法。根据步态信息和 sEMG 电信号特征对大腿处的角速度数据进行步态事件划分, 试验结果表明步态事件划分得具有良好一致性; 利用模糊熵算法对去噪后的 sEMG 信号进行肌肉运动起始点 T_{muscle} 的判定, 确定 T_{muscle} 与脚尖离地(toe off, TO)之间的延时时间关系; 结合所划分的步态事件特征点, 确定电刺激起始点 T_{on} 。该文为足下垂治疗中功能性电刺激开启时间点的确定提供了一种新的辨识方法。

关键词: 步态分析; 表面肌电信号(sEMG); 模糊熵; 功能性电刺激起始点; 足下垂

中图分类号: TN06; R318.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2024)05-0590-06

Study of functional electrical stimulation onset based on gait events and sEMG

DENG Changren^{1,2}, CHEN Enwei¹, ZHANG Jiafeng^{1,2}, WANG Yong^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Intelligent Interconnected Systems Laboratory of Anhui Province, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Functional electrical stimulation during foot drop walking can help patients restore their normal walking ability. Therefore, it is very important to accurately determine the on-time of functional electrical stimulation. To address this problem, this paper used the angular velocity of the lower limbs and surface electromyography(sEMG) signals during walking to explore a method of controlling the delay relationship between gait events and muscle action points as a control strategy for the accurate determination of functional electrical stimulation onset during foot drop walking. According to the characteristics of gait information and sEMG signals, this paper designed a wireless acquisition device, and then divided the angular velocity data of the thighs into gait events. The experimental results show that the gait event division has good consistency. The fuzzy entropy algorithm was used to determine the muscle movement onset T_{muscle} from the denoised sEMG signals, to determine the delay relationship between T_{muscle} and toe off(TO), and to determine the electrical stimulation onset T_{on} by combining the delineated gait event characteristic points. This study provides a new identification method for the accurate onset of functional electrical stimulation in foot drop treatment.

Key words: gait analysis; surface electromyography(sEMG); fuzzy entropy; functional electrical stimulation onset; foot drop

收稿日期: 2022-07-11; 修回日期: 2022-10-18

基金项目: 科技部中小企业创新基金资助项目(11C26213402042); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(JZ2016YYP0066)和合肥市自然科学基金资助项目(2021031)

作者简介: 邓昌仁(1999—), 男, 湖南湘潭人, 合肥工业大学硕士生;

王勇(1969—), 男, 安徽合肥人, 博士, 合肥工业大学教授, 博士生导师, 通信作者, E-mail: simenkouwang@sina.com.

脑卒中是一种由于神经中枢系统受损而引起的神经功能障碍症状,其主要原因是血液流动受到阻碍以致血液不能流入大脑,从而造成脑部功能受损,影响神经中枢系统的正常功能^[1]。据统计,70%~80%的脑卒中患者在康复后会存在下肢主要肌肉群无力而造成踝关节无法背屈,即足下垂问题,导致正常行走运动功能的丧失^[2]。传统的足下垂治疗方法如药物治疗、佩戴踝足矫形器等由于效率低下且恢复效果不佳,渐渐被新兴技术取代。

功能性电刺激是利用特定的电脉冲序列对肌肉进行刺激,重建肢体运动能力的康复技术,研究表明,它对中枢神经系统的恢复具有一定的效果,在一定程度上有助于中枢神经系统到肌肉的传导通路的建立^[3],且近年来已经在足下垂康复运动中取得了显著的成果^[4-5]。文献^[6]首次提出将电刺激应用于脑卒中病人足下垂治疗,以提高足下垂患者的步态质量;文献^[7]结合人体肌肉骨骼模型,通过多肌肉协调刺激对膝关节轨迹进行跟踪控制,提高了控制精度;文献^[8]以肌群协同理论作为重构功能性电刺激模式的理论基础,探究不同的电刺激策略对脑卒中患者上肢运动功能的影响。

步行运动中的足下垂治疗是在步行的摆动阶段对胫骨前肌进行低频脉冲刺激,从而矫正异常步态^[9]。相较于常规运动疗法和功能性电刺激疗法,功能性电刺激疗法对足下垂患者的治疗能更显著地提高足下垂患者偏瘫侧主动踝背伸角度和功能性步行量表(functional ambulation category scale, FAC)分级^[10]。但是功能性电刺激过早或过晚开启会导致步态异常甚至引起摔倒,研究表明肌肉的反应到相应运动动作的产生具有一定延时时间^[11],因此,有必要通过肌肉运动信号和步态运动数据确定其延迟时间,实现足下垂运动过程中电刺激的准确触发。

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是一种非平稳、非线性的复杂生理信号^[12],而熵是用于衡量信号复杂度的非线性方法,可用于衡量时间序列中产生新模式概率的大小,得到信号的复杂度^[13]。文献^[14]基于集合经验模态对心电信号进行多尺度分解,把有效的模糊熵组合成特征向量分类出5种不同的心电信号,提高了心电分类的准确率;文献^[15]采用去趋势模糊熵作为脑疲劳复杂度评价指标,相较于近似熵能更好地表达脑疲劳状态下的大脑复杂度,

且能快速有效地获得脑疲劳诱发任务对大脑活动复杂度的影响。

针对足下垂步行过程中功能性电刺激起始点如何确定的问题,本文利用步行过程中的角速度信号和 sEMG 信号,基于模糊熵理论分析肌电信号的复杂程度,研究步态事件和肌肉动作点的延时关系,精确控制足下垂步行过程中功能性电刺激的开启。

1 步态分析及 sEMG 处理

1.1 步态事件的划分原理

步态特征的分析以及步态事件的划分对于功能性电刺激在足下垂步行过程中的应用具有重要的意义,步态事件划分的准确性将会影响电刺激起始点的判断。步态周期分为站立相和摆动相,根据运动过程中步态事件图,依次经过脚跟着地(heel strike, HS)、脚掌运动到与地面完全接触(foot flat, FF)、脚跟开始离开地面(heel off, HO),此时站立相结束;随后脚尖离开地面(toe off, TO)时步态进入摆动相,当摆动过程中腿部达到最高点时对应摆动中点(midpoint, MID)事件,随后运动至脚跟着地,进入一个新的步态循环^[16]。

1.2 步态信息及 sEMG 采集系统设计

为采集步态运动信息和 sEMG 信号,设计一种可穿戴的无线信号采集装置,选用 MPU6050 陀螺仪采集下肢部位的角速度,利用表面电极片采集 sEMG 信号。采集的 sEMG 信号经过放大滤波处理,考虑到 sEMG 信号的有效频率范围处在 20~500 Hz,为保证信号的完整性,设置该 sEMG 信号的采样频率为 1 000 Hz,步态信号的采样频率为 100 Hz,最终将采集得到的数据通过蓝牙模块发送到电脑端处理。整个信号采集装置如图 1 所示。

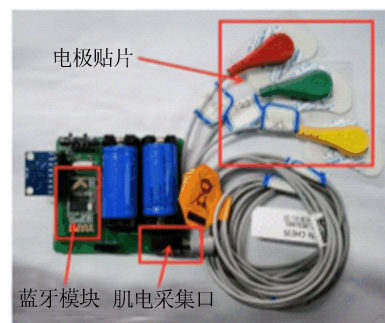


图1 信号采集装置

2 研究对象和试验过程

此次步态采集试验的参与者共有 8 名,其中男生 7 名、女生 1 名,参与者的年龄范围为 23~26 周岁,身高范围为 158~183 cm,体质量范围为 46.8~76.3 kg。由于下肢不同部位处的数据具有不同特征,为了得到最优表示肢体步态特征的数据,将信号采集发送装置通过绑带和背部魔术贴分别安装于大腿、小腿以及踝关节 3 个部位;为了减少陀螺仪 x 、 y 、 z 轴方向上角速度的相互影响,设定陀螺仪的 x 轴与地面垂直, y 轴与人体前进方向一致, z 轴为绕腿运动旋转的轴。试验装置布置如图 2 所示。



图 2 试验装置布置图

打开信号采集发送装置开关,同时上位机软件开始接收数据,通过口令指示运动者开始运动,

检查者跟随试验者进行数据的采集。

3 试验结果和数据分析

3.1 步态划分及一致性验证

人体的运动平面在空间范围内主要定义为矢状面、冠状面和横切面^[17],矢状面将人体划分为左、右 2 个断面,冠状面将人体划分为前、后 2 个断面,而横切面将人体划分为上、下 2 个断面,3 个平面两两正交。

考虑到足下垂患者运动过程中、小腿位置的步态数据存在异常,大腿位置数据与正常人数据最为接近,数据较为平稳,选择大腿处角速度数据作为后续步态事件划分的数据来源。试验者 1 在平地直线行走时获取的大腿位置 3 个平面内的角速度数据如图 3 所示。

从图 3 可以看出,横切面内角速度数据范围为 $-90\sim 50$ ($^{\circ}$)/s,冠状面内角速度数据范围为 $-60\sim 20$ ($^{\circ}$)/s,矢状面内角速度数据范围为 $-100\sim 150$ ($^{\circ}$)/s。由上可知矢状面内的数据波动规律较好辨别,利于步态事件的划分,可以作为步态事件辨别的基础。

不同的步态运动事件有着不同的数据特征,根据研究分析,步行运动过程中大腿角速度曲线有较明显的波峰和波谷,这些特征点对应着相应的步态事件^[18]。

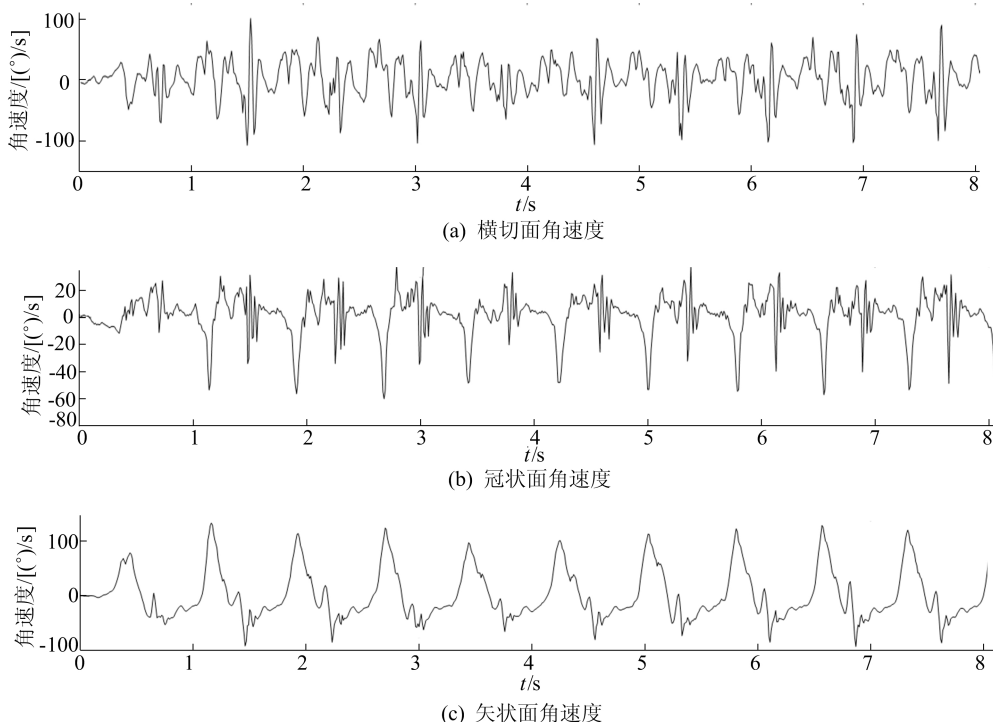


图 3 大腿位置 3 个平面内角速度

在足下垂运动过程中功能性电刺激的开启主要考虑步态运动划分中的 TO 事件、MID 事件、HS 事件,它们依次对应大腿角速度曲线 1 个周

期内的波峰、第 1 个波谷、最低波谷。

对大腿角速度信号进行滤波处理,并对大腿角速度数据进行步态事件划分,结果如图 4 所示。

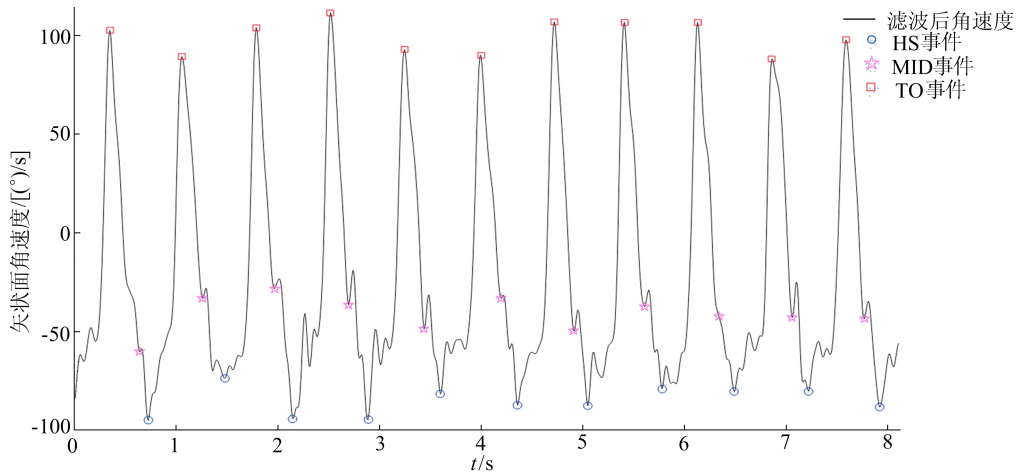


图 4 试验者 1 步态事件识别结果

为了验证不同试验者步态事件的划分具有一致性,根据行走过程中第 i 个和第 $i+1$ 个步态周期的脚跟着地 HS 事件时间 T_{HS} 、脚尖离地 TO 事件时间 T_{TO} ,计算出行走过程中每个步态的步幅周期 T_{stride} 以及摆动周期 T_{swing} ,即

$$T_{stride}(i) = T_{HS}(i+1) - T_{HS}(i) \quad (1)$$

$$T_{swing}(i) = T_{HS}(i+1) - T_{TO}(i) \quad (2)$$

根据式(1)、式(2)计算不同试验者划分步态事件后的平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 和平均摆动周期 \bar{T}_{swing} ,并计算平均摆动周期与平均步幅周期的比值,结果见表 1 所列。

表 1 不同试验者步态参数

试验者	\bar{T}_{stride}/ms	\bar{T}_{swing}/ms	$(\bar{T}_{swing}/\bar{T}_{stride})/\%$
1	763.64	309.17	40.49
2	720.00	285.19	39.61
3	776.67	296.67	38.20
4	665.38	291.56	43.82
5	1 030.53	425.20	41.26
6	886.53	353.46	39.87
7	1 234.26	538.63	43.64
8	585.64	260.56	44.49

由表 1 可知,不同试验者计算所得的平均摆动周期与平均步幅周期的比值在 40%左右,方差为 0.046%,波动较小,比值具有较好的一致性,因此步态事件的划分较为准确。

3.2 基于模糊熵的肌肉运动起始点检测

模糊熵算法是近似熵以及样本熵的改进提升,在较小数据集规模下可以获得更好的数据一致性,减小数据处理计算的时间,提高含噪信号处理的鲁棒性,有利于信号处理精度的提升^[19]。对于有限数据集,模糊熵可以估计为:

$$\text{Fuzzy En}(m, n, r, N) = \ln \Phi^m(n, r) - \ln \Phi^{m+1}(n, r) \quad (3)$$

其中: m 为待比较序列的空间维度; n, r 分别为模糊函数的边界梯度、边界宽度; N 为处理数据的长度; Φ^m 为连续样本值组成的 m 维向量的函数。

原始数据采用 db4 作为小波基函数的小波变换进行去噪处理,对处理后的 sEMG 信号再进行分帧滑动窗处理,计算每帧的模糊熵。设置模糊函数空间维度 $m=2$ 、模糊函数边界梯度 $n=2$ 、宽度 r 为 0.25 倍数据标准差,数据处理长度 $N=120$,帧移为 1,利用 MATLAB 对数据进行处理,依此区分出静息状态和活跃状态。试验者 2 sEMG 信号模糊熵算法处理结果如图 5 所示。

结合试验者 2 步态事件结果,分析步态事件特征与肌肉动作点之间的延时关系,得到电刺激延时时间分析结果,如图 6 所示。

从图 6 可以看出,踝关节肌肉运动起始点较 TO 事件有明显的提前,根据此特点可以进行功能性电刺激开启时间的确定。

设肌肉运动起始点 T_{muscle} 与 TO 事件之间的延时时间为 T_1 ,则有:

$$T_1 = T_{TO} - T_{muscle} \quad (5)$$

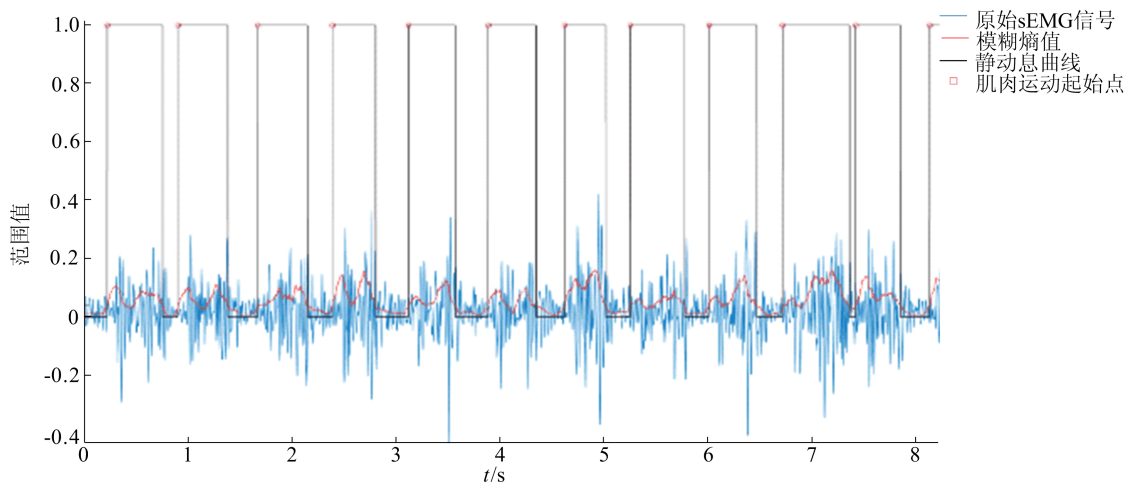


图 5 模糊熵算法提取运动起始点结果

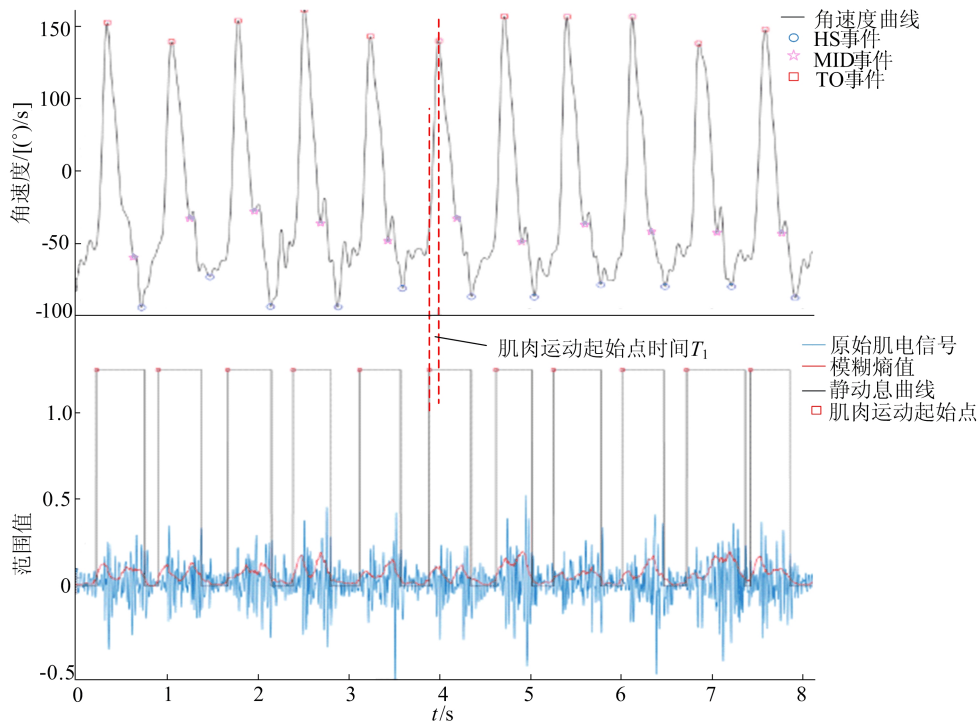


图 6 电刺激延时时间分析

不同试验者延时时间 T_1 及平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 计算结果见表 2 所列。

试验者	\bar{T}_{stride}/ms	T_1/ms
1	763.64	140.53
2	720.00	134.18
3	776.67	147.50
4	665.38	127.13
5	1 030.53	248.63
6	886.53	187.43
7	1 234.26	314.99
8	585.64	115.84

将得到的数据以 \bar{T}_{stride} 为横坐标、 T_1 为纵坐标进行数据拟合,拟合曲线如图 7 所示。

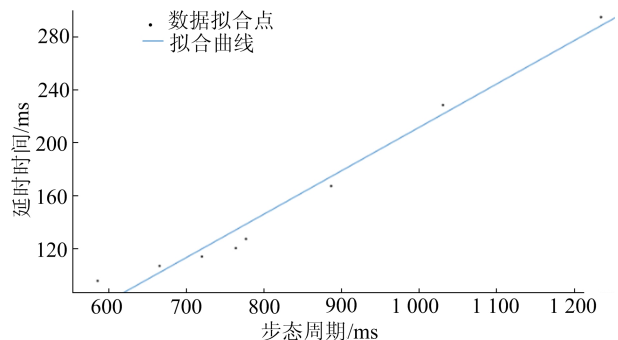


图 7 延时时间 T_1 和平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 拟合曲线

从图7可以看出,延时时间 T_1 与平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 成线性关系,计算可得其拟合函数为:

$$T_1 = 0.3279\bar{T}_{stride} - 96.02 \quad (6)$$

因此,可以根据 T_1 来确定每个步态周期的电刺激的开启时间 $T_{on}(i)$ 为:

$$T_{on}(i) = T_{TO}(i) + (\bar{T}_{stride} - T_1) \quad (7)$$

即在传感器检测到 TO 事件后加上一个电刺激延时时间,以此可以指导功能性电刺激在足下垂步行运动过程中的开启。

4 结 论

本文提出一种基于步态分析和 sEMG 信号的准确确定足下垂功能性电刺激起始点的研究方法。根据下肢步态事件和 sEMG 信号的特点设计了一种步态运动信息无线采集装置,依据大腿矢状面角速度进行步态事件的划分,并计算出平均摆动周期 \bar{T}_{swing} 和平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 及其比值;步行过程中 $\bar{T}_{swing}/\bar{T}_{stride}$ 值为 40% 左右,该比值方差较小,具有较好的一致性,因此步态事件的划分较为准确;利用模糊熵算法对小波去噪后的信号进行肌肉动作起始点 T_{muscle} 的判定;结合大腿步态事件特征点,确定 TO 事件与肌肉运动起始点 T_{muscle} 之间的延时时间 T_1 ,进一步分析平均步幅周期 \bar{T}_{stride} 与延时时间 T_1 之间的关系,从而确定功能性电刺激的起始点 T_{on} 。

[参 考 文 献]

- [1] RENSMA S, SLOTEN T V, LAUNER L, et al. Cerebral small vessel disease and risk of incident stroke, dementia and depression, and all-cause mortality: a systematic review and meta-analysis[J]. *Neurosci Biobehav Rev*, 2018, 90(4): 164-173.
- [2] 许林海, 韩丽雅. 功能强化训练结合肌电生物反馈对急性脑卒中患者上肢功能的影响[J]. *中国康复*, 2015, 30(3): 185-188.
- [3] 陈丹凤, 燕铁斌, 黎冠东, 等. 多通道功能性电刺激对脑卒中患者下肢运动功能的影响[J]. *中国康复*, 2013, 28(4): 289-291.
- [4] CHOU C H, WANG T, SUN X P, et al. Automated functional electrical stimulation training system for upper-limb function recovery in poststroke patients[J]. *Medical Engineering and Physics*, 2020, 84(9): 174-183.
- [5] AKSO E A, MARCO L, ROBERT R, et al. Design of an isokinetic knee dynamometer for evaluation of functional electrical stimulation strategies[J]. *Medical Engineering and Physics*, 2019, 73(7): 100-106.
- [6] LIBERSON W T, HOLMQUEST H J, SCOT D, et al. Functional electrotherapy: stimulation of the peroneal nerve synchronized with the swing phase of the gait of hemiplegic patients[J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 1961, 42(2): 101-105.
- [7] 崔红杰. 基于功能性电刺激的人体膝关节轨迹控制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [8] 王童. 基于肌肉协同效应的功能性电刺激策略优化及在脑卒中康复中的应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2020.
- [9] 陈建国, 杨徐, 李玉榕. 角速度信号在功能性电刺激系统步态分段算法中的应用[J]. *福州大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(2): 216-222.
- [10] 李光磊, 朱晓明, 李鑫, 等. 功能性电刺激对偏瘫足下垂患者步行能力的影响[J]. *中国卫生标准管理*, 2019, 10(5): 50-52.
- [11] HARBA M A, CHEE G E. Muscle mechanomyographic and electromyographic signals compared with reference to action potential average propagation velocity[C]//IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Annual International Conference. [S. l.]: IEEE, 1997: 1282-1285.
- [12] TROMPETTO C, LUCIO M, LAURA M, et al. Pathophysiology of spasticity: implications for neurorehabilitation[J]. *BioMed Research International*, 2014, 2014(1): 1-8.
- [13] 许冬萍, 陈峰. 基于改进小波变换和模糊熵的脑电信息研究[J]. *计算机仿真*, 2019, 36(10): 227-232.
- [14] 王凤, 潘广贞, 孙艳青. 基于 EEMD 多尺度模糊熵的心电分类算法[J]. *传感器与微系统*, 2018, 37(12): 125-135.
- [15] 杨硕, 李润泽, 丁建清, 等. 基于 EMD 去趋势波动的脑疲劳模糊熵分析[J]. *中国生物医学工程学报*, 2020, 39(1): 33-39.
- [16] KHARB A, SAINI V, JAIN Y K, et al. A review of gait cycle and its parameters[J]. *International Journal of Computational Engineering and Management*, 2011, 22(13): 78-83.
- [17] WANG J, SHE M, NAHAVANDI S, et al. A review of vision-based gait recognition methods for human identification[C]//International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. [S. l.]: IEEE, 2010: 320-327.
- [18] GOUWANDA D, SENANAYAKE S. Application of hybrid multi-resolution wavelet decomposition method in detecting human walking gait events[C]//International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2009: 580-585.
- [19] TAO L, INOUE Y, SHIBATA K. Development of a wearable sensor system for quantitative gait analysis[J]. *Measurement*, 2009, 42(7): 978-988.

(责任编辑 胡亚敏)