

采用蝙蝠算法进化相关向量机的假脚步态识别*

刘 磊¹, 杨 鹏², 刘作军², 宋寅卯¹

(1. 郑州轻工业大学建筑环境工程学院 郑州, 450002)

(2. 河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津, 300130)

摘要 为了提高假肢穿戴者步态识别准确率,提出了一种高阶过零分析技术分析表面肌电信号的假脚步态识别方法。该方法针对假肢穿戴者步态识别过程中的多分类问题,选择表面肌电信号(surface electromyogram signal,简称 sEMG)作为步态识别信息源,将表征时间序列特性的高阶过零分析(higher order zero crossing analysis,简称 HOC)方法运用于不同步态下的肌电信号的特征提取,结合相关向量机(relevance vector machine,简称 RVM)建立了多分类步态识别模型,然后采用蝙蝠算法(bat algorithm,简称 BA)对 RVM 分类器的核函数参数进行优化。实验结果表明,所提方法与粒子群算法优化相关向量机(particle swarm optimization-relevance vector machines,简称 PSO-RVM)及 RVM 等方法相比,对于平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡 5 种步态的识别准确率均高于 PSO-RVM 和 RVM 等方法。

关键词 智能假肢; 表面肌电信号; 相关向量机; 蝙蝠算法; 步态识别

中图分类号 TP212

引 言

由于脑卒中、脊髓损伤和脑外伤等原因造成的残障人口数量迅速增长,穿戴智能假肢能够一定程度上补偿残缺肢体的功能,减轻功能障碍并提高生活质量。目前,较为成熟的假肢产品有德国 Otto Bock 公司的 C-Leg 和 Genium 系列假肢、冰岛 Ossur 公司的 Rheo Knee 假肢等^[1-2]。由于下肢运动的特殊性和复杂性,步态识别是智能假肢研究的核心技术之一,根据信号源的不同,智能假肢步态识别信号源主要包括 2 种:① 采集下肢关节角度、惯导信息、足底压力等生物力学信号^[3-6]识别步态;② 表面肌电信号作为一种人体生物信号,包含了大量的神经信号,结合模式识别算法可以识别出相应的步态^[7-8]。

生物力学信号传感器是根据人体运动驱动或触发传感器产生的信息,传感器在实际使用期间会磨损或者产生异位等现象,使得信息不够准确。以 sEMG 作为信号源识别步态的研究中,有些是利用健康人体的肌电信息识别步态,而利用残肢肌电信号的步态识别还没有得到很好地解决。针对此问题,笔者采集大腿截肢患者残端肌电信号,研究平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡 5 种常见步态的识别。

目前,国内外以肌电信号作为信号源,研究假肢步态识别的重点主要集中在肌电信号的特征提取

方法和步态模式的分类算法。文献[9-13]从时域、频域、时频域、参数化模型及非线性角度提出不同的特征提取方法。时域频域特征值函数都可以展成一个高阶多项式函数,在处理信号时,高阶多项式次幂越高的通常被略去。HOC 是一种时间序列信号分析方法,在时间域对信号进行分析处理而得到关于信号频率特性方面的信息。由于 sEMG 是一种随机序列, HOC 方法保留了高阶次幂,更能全面地描述 sEMG,故笔者采用 HOC 方法计算 sEMG 的特征值。

分类器的设计是智能假肢步态识别研究中非常重要的环节,众多学者将各种模式分类器应用到智能肌电假肢步态识别中,具体分类算法也更加丰富,如神经网络、线性判别分析和高斯混合模型、隐马尔科夫模型、朴素贝叶斯分类器、极限学习机分类器及支持向量机(support vector machine,简称 SVM)等。SVM 是一种识别较好的肌电假肢步态分类器,但它在步态识别过程中,存在惩罚因子难以确定的问题。RVM^[14]是一种基于稀疏贝叶斯统计理论的模式识别方法,RVM 与 SVM 在函数形式上相似,但在参数设置、核函数选择等方面更具有优势。因此,笔者选用 RVM 分类平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡等 5 种步态,利用蝙蝠算法优化 RVM 核函数的参数,通过一对一(one-against-one,

* 国家自然科学基金资助项目(61803143);河南省高校科技创新团队资助项目(19IRTSTHN013);河南省高等学校重点科研资助项目(22B413012)

收稿日期:2020-03-17;修回日期:2020-06-18

简称OAO)分类器建立表面肌电信号与步态之间的关系。实验结果表明,该方法识别准确率明显优于PSO-RVM和RVM等方法。

1 基于高阶过零分析的表面肌电信号特征提取

sEMG时域频域特征值函数都可以展成一个高阶多项式函数,在处理信号时,高阶多项式次幂越高的通常被略去,但HOC方法保留了高阶次幂,因此更能全面地描述sEMG。

过零计数是对一个时间序列振荡特性的一种检测。当该序列被一系列频率函数滤波后,再对其进行过零计数,则称这种过零计数为相对于原始序列的HOC。因此,HOC即为对原始序列和预先对每一段信号序列提取频率所得的滤波序列的过零计数。笔者用 $\{L_\theta(\cdot), \theta \in \Theta\}$ 表示一系列频率函数滤波器;参数空间 Θ 表示参数 θ 的多维可数集;对时间序列求频率大小的过程由 $Z_i(\theta) = L_\theta(Z_i)$ 来表示; $\{D_\theta, \theta \in \Theta\}$ 表示相应的 θ 阶HOC值。HOC值 D_θ 定义为

$$D_\theta = \sum_{i=2}^N [X_i(\theta) - X_{i-1}(\theta)]^2 \quad (1)$$

其中: N 为时间序列的长度。

$X_i(\theta)$ 定义为

$$X_i(\theta) = \begin{cases} 1 & (Z_i(\theta) \geq 0) \\ 0 & (Z_i(\theta) < 0) \end{cases} \quad (2)$$

得到sEMG信号特征值为

$$W = [D_1, D_2, \dots, D_\theta] \quad (1 < \theta < K) \quad (3)$$

其中: K 为所估计的HOC序列的最高阶数; θ 为构建特征值 W 时选择的最高差分阶数。

θ 值的确定是特征提取的关键,通过实验确定 θ 值。下面介绍差分HOC。

定义延迟算子 B : $BZ_i = Z_i - 1$,则差分滤波器可由式(4)构造

$$Y_i^{(\theta)} = Z_i(\theta) = (1 - B)^\theta Z_i = b_0^{(\theta)} Z_i + b_1^{(\theta)} Z_{i-1} + b_{\theta-1}^{(\theta)} Z_{i-\theta+1} \quad (\theta = 0, 1, \dots, K) \quad (4)$$

其中: $Y_i^{(\theta)}$ 为滤波后的时间序列; K 为所估计的HOC序列的最高阶数; θ 为构建特征值 W 时选择的最高差分阶数; Z_i 为原始信号序列。

系数 $b_m^{(\theta)}$ 可由式(5)计算

$$b_m^{(\theta)} = \begin{cases} (-1)^m C_\theta^m = (-1)^m \frac{\theta!}{(\theta - m)!} & (0 \leq m \leq \theta) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (5)$$

其中: C_θ^m 表示从 θ 个元素中选取 m 个元素的组合。

2 RVM-BA算法

2.1 RVM算法

RVM是一种分类算法。设 $\{\vartheta_n\}_{n=1}^N$ 和 $\{q_n\}_{n=1}^N$ 分别表示输入向量和标签值。RVM的分类模型为

$$q_n = \sum_{n=1}^N \omega K(\vartheta, \vartheta_n) + \omega_0 \quad (6)$$

其中: $K(\vartheta, \vartheta_n)$ 为核函数; $\vartheta = [\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_N]$ 为输入向量; $\omega = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_n]^T$ 为权重向量; $\omega_j (0 \leq j \leq N)$ 服从 $\omega_j \sim N(0, \sigma^2)$ 分布,其中期望为0,方差为 σ^2 。

2.2 BA算法

BA是一种新型进化算法^[15-16]。在蝙蝠算法中,每个蝙蝠表示一个可行解,蝙蝠的猎物表示优化问题的最优解。笔者求解核函数参数最优值。蝙蝠 i 在 t 时刻的位置为 x'_i ,速度为 v'_i 。在 d 维的觅食空间里,蝙蝠 i 在 $t+1$ 时刻的位置和速度的更新公式为

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})\beta \quad (7)$$

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x'_i - x^*)f_i \quad (8)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (9)$$

其中: f_i 为蝙蝠 i 发出声波的频率, $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$, f_{\min} 和 f_{\max} 分别为频率的最小值和最大值; $\beta \in [0, 1]$; x^* 为 t 时刻全局搜索过程中蝙蝠的最优位置。

蝙蝠位置更新计算公式为

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \eta A_t \quad (10)$$

其中: x_{old} 为所选取的最优解; η 为一个随机数, $\eta \in [-1, 1]$; A_t 为所有蝙蝠在时刻 t 时发出声波的平均响度; x_{new} 表示对最优解施加一个随机扰动之后得到的新解。

觅食过程中,为了平衡全局搜索和局部搜索过程,蝙蝠发射的声波响度和频率需要自动调节。蝙蝠 i 发出声波的响度 A_i 和发射速率 r_i 的调节计算公式为

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (11)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 (1 - \exp(-\gamma_3 t)) \quad (12)$$

其中: α 为声波响度增加系数, $\alpha \in [0, 1]$; γ_3 为大于0的常量; r_i^0 为初始发射速率。

3 实验流程与结果分析

3.1 实验流程

笔者研究了平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡

5种步态的识别。选择sEMG作为步态识别信息来源,提取sEMG的高阶过零特征值,并且比较了均方根、偏度^[17]、峭度^[17]、平均功率及功率谱比值特征下5种步态识别准确率,最后将高阶过零特征值作为分类器的输入,通过实验选择核函数,用BA优化RVM中的核函数参数,以BA-RVM作为步态分类器实现基于高阶过零分析特征提取和BA-RVM分类的智能假肢步态识别。

3.2 实验结果与分析

实验平台如图1所示,包括6阶高度为15 cm的楼梯及一个长度为6 m、坡度为10°的斜坡。本实验采用Trigno TM Wireless EMG肌电采集系统,该设备由Trigno充电基站和sEMG智能传感器组成,可以同时采集多通道表面肌电信号,采样频率为500 Hz。受试者为15名智能假肢穿戴者,表1记录了受试者的基本资料。为了保证能够从假肢穿戴者残肢侧获取高质量的sEMG,文献[18]研究表明,阔筋膜张肌、股内侧肌、长收肌和股直肌针对步态识别效果较好,因此选择4块肌肉采集sEMG信号,经PC数据线传输到计算机。根据文献[19]的研究,在实时性和特征识别率之间找到一个合适的平衡点进行数据分割,笔者选择256 ms的窗长。每种步态每位受试者以正常速度测量了200组,每组实验包括3.5个步态周期(同侧足跟前后两次着地为一个步态周期)。最终每种步态共有 $200 \times 10 = 2\,000$ 组,其中1 000组作为训练样本,是从每个实验对象做的200组中随机抽取100组,余下1 000组作为测试样本。算法运行平台为MATLABR2017a,系统配置CPU为Intel Core i7-5500U,主频为2.4 GHz, RAM为8 GB。本研究用 $\{i| i=1, 2, \dots, 5\}$ 分别表示平地行走、上楼、下楼、上坡和下坡。笔者以10折交叉验证下RVM分类准确率作为适应度函数,所有实验数据都用来交叉验证。



图1 实验平台

Fig.1 Experiment environment

表1 受试者的基本资料
Tab.1 Subjects basic information

编号	性别	年龄	残肢长度 比例	穿戴 时间/月	假肢类型
1	男	27	31.3	18	奥托 3E80
2	男	29	33.6	34	迈迪
3	男	25	27.5	4	德林 JB810
4	男	21	32.0	32	奥托 3E80
5	男	44	51.5	9	奥托 3R78
6	男	28	40.7	12	C-Leg
7	女	22	37.9	36	奥索七轴
8	女	14	41.4	24	德林 JB810
9	女	26	33.6	15	迈迪
10	女	25	30.5	8	C-Leg
11	男	40	31.4	32	德林 JB810
12	女	45	25.3	3	迈迪
13	男	42	30.0	30	德林 JB810
14	男	28	35.6	34	奥托 3E80
15	男	37	40.8	26	德林 JB810

采用差分HOC作为特征值,特征值的最高差分 θ 是影响识别结果的重要参数,多次实验后计算 $\theta=12$ 时的高阶过零计数作为5种步态特征值。

RVM分类器需要选择核函数,核函数的选取及核参数的设置会影响分类结果。常用的核函数主要有线性核函数、多项式核函数、Sigmoid核函数和径向基核函数。归一化的特征值作为RVM的输入,特征值归一化方法的计算公式为

$$x_{\text{new}} = (x - x_{\text{min}}) / (x_{\text{max}} - x_{\text{min}}) \quad (13)$$

其中: x 和 x_{new} 分别为归一化前后的特征值; x_{max} 和 x_{min} 分别为特征值的最大值和最小值。

表2给出了不同核函数情况下RVM分类器训练时间、测试时间与识别准确率。由表2可以看出,对于RVM分类器,采用径向基核函数时,RVM的分类结果优于其他几种核函数;采用径向基核函数时其训练时间和分类时间较短。从识别准确率和分类时间来说,径向基核函数的识别效果优于其他几种核函数,因此本研究选用径向基核函数作为RVM模型的核函数。

笔者采用步态识别的平均正确率和分类时间作为算法评价指标。RVM中径向基核函数为 $K(\zeta_i, \zeta) = \exp(-\|\zeta - \zeta_i\|^2) / 2\chi^2$,其中 χ 为影响识别结果的重要参数。为了得到最优分类参数,采用BA算法确定RVM中径向基核函数参数 χ 。BA算法中参数设置如下:最大进化代数 $N=100$, $d=5$, $f_{\text{max}}=3$, $f_{\text{min}}=0$, $r_i^0=0.000\,1$, $\alpha=0.75$, $\gamma_3=0.96$, $\eta=$

表 2 不同核函数 RVM 分类器平均训练时间、测试时间与识别准确率

Tab.2 Average training time, test time and recognition accuracy of RVM classifiers with different kernel functions

核函数	平均训练时间/ms	平均测试时间/ms	平均识别准确率/%
线性核函数	75.80	67.305	71.42
多项式核函数	64.31	65.984	83.95
Sigmoid 核函数	56.83	36.535	85.06
样条核函数	83.76	89.397	71.47
径向基核函数	42.38	18.852	91.31

0.5。本研究以 10 折交叉验证下 RVM 识别准确率作为适应度函数,BA 优化 RVM 核函数参数 χ 过程中,以 RVM10 折交叉验证准确率作为适应度函数。图 2 给出了基于 BA-RVM 的适应度变化曲线,可以看出,BA 算法适应度随着进化代数增加而逐渐增大,在第 10 代时收敛。

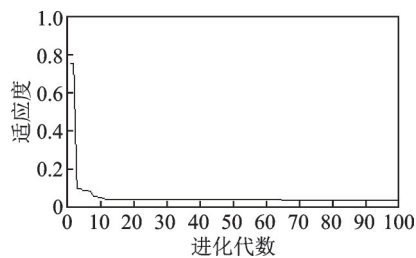


图 2 BA-RVM 对高阶过零分析特征的分类适应度曲线
Fig.2 Classification fitness curve of BA-RVM for high-order zero-crossing analysis characteristics

遗传算法 (genetic algorithm, 简称 GA) 与粒子群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 是目前广泛使用的优化算法,笔者选择 GA-RVM 和 PSO-RVM 做对比实验,把高阶过零分析选取的步态特征分别输入 BA-RVM,GA-RVM 和 PSO-RVM 中进行步态分类。表 3 为 GA 和 PSO 算法基本参数设置和待优化参数范围。

表 4 为 3 种优化算法的识别结果。由表 4 可以看出,BA-RVM 方法的识别率达到 95.37%,比 GA-RVM 的识别率高了 4.9%,比 PSO-RVM 的识别率高了 3.6%,并且 BA-RVM 的分类时间明显快于 GA-RVM 和 PSO-RVM。BA-RVM 在分类识别过程中,模型自适应更新,sEMG 信号的高度非平稳性给分类带来的负面影响在一定程度上有所降低,虽然寻找最优参数花费时间较长,但是分类时间最短,因此 BA-RVM 方法分类效果最好。

为了验证本研究特征提取方法的有效性,提取

表 3 GA 和 PSO 基本参数设置和待优化参数范围

Tab.3 Basic parameter settings of GA and PSO and the range of parameters to be optimized

寻优算法	基本参数	数值	寻优参数	寻优范围
GA	最大迭代次数	100		
	种群数量	30	核函数	0~100
	交叉概率	0.5	参数	
	变异概率	0.03		
PSO	最大迭代次数	100		
	种群数量	30	核函数	0~100
	学习因子 c_1	1.6	参数	
	学习因子 c_2	1.8		

表 4 3 种优化算法结果对照表

Tab.4 Comparison table of results of three optimization algorithms

分类算法	平均识别准确率/%	寻优时间/s	分类时间/s
BA-RVM	96.28	536	0.537 8
GA-RVM	91.53	481	1.867 7
PSO-RVM	92.82	387	0.914 5

了 5 种常用的 sEMG 信号特征:均方根、偏度、峭度、平均功率及功率谱比值,输入 BA-RVM 分类器,与高阶过零分析方法提取的特征做比较。表 5 为不同特征值下的 10 折交叉验证下平均分类正确率。可以看出,高阶过零分析提取肌电信号中的特征采用 BA-RVM 分类识别准确率为 96.28%,优于其余 5 种特征的识别准确率,说明高阶过零分析提取的特征值能够较好地地区分 5 种步态。均方根、偏度、峭度、平均功率及功率谱比值特征的测试集在 BA-RVM 上分类识别率较低,可能是步态特征表达性不强,模型训练存在过拟合现象,因此步态识别准确率不高。

针对表 1 的受试者,表 6 给出了受试者的步态识别率。可以看出:残肢长度相对较长的受试者 5,6

表 5 不同特征值分类正确率

Tab.5 Classification accuracy of different eigenvalues %

分类模型	最低识别准确率	最高识别准确率	平均识别准确率
高阶过零分析+BA-RVM	89.27	96.98	96.28
均方根+BA-RVM	70.35	87.25	78.63
偏度+BA-RVM	69.56	86.37	81.42
峭度+BA-RVM	74.61	94.24	85.56
平均功率+BA-RVM	79.42	95.72	86.74
功率谱比值+BA-RVM	78.93	95.69	91.05

的识别准确率低于残肢长度相对较短的受试者1, 3, 4, 9, 10, 13。受试者8识别准确率较低, 因为其在截肢时尚未成年, 之后身体生长、肌肉萎缩的情况导致其肌电信号特征与其他测试者有较大的差异。残肢长度相近但截肢时间相对较短的受试者3和10相比, 受试者3的步态识别率高于受试者10。本研究方法对不同残肢长度和假肢穿戴时间的受试者的识别率虽然有一定差异, 但总体均有理想的识别率。

表6 不同受试者的步态识别率
Tab.6 Gait recognition rates of different subjects

编号	残肢长度比例	穿戴时间/月	平均识别准确率/%
1	31.3	18	94.28
2	33.6	34	93.74
3	27.5	4	97.21
4	32.0	32	96.53
5	51.5	9	93.35
6	40.7	12	92.43
7	37.9	36	91.66
8	41.4	24	87.58
9	33.6	15	93.92
10	30.5	8	95.45
11	31.4	32	92.85
12	25.3	3	96.32
13	30.0	30	95.64
14	35.6	34	92.55
15	40.8	26	86.69

文献[9, 17, 19]研究了基于表面肌电信号的步态识别, 与本研究有相同的思路。为了说明笔者提出的基于高阶过零分析和蝙蝠算法进化相关向量机的智能假肢步态识别方法的有效性, 从特征提取与分类识别等角度进行了对比, 表7给出了对比结果。可以看出, 本研究提出的方法步态识别准确率优于文献[9, 17, 19]提出的方法。

表7 本研究方法与参考文献方法比较
Tab.7 The method in this paper is compared with that in references

特征提取方法	分类器	步态种类	识别准确率/%
均方根 ^[9]	PSO-SVM	2	92.78
平均值、均方根、过零点 ^[17]	SVM	5	94.70
平均值、均方根、功率谱比值 ^[19]	Kohonen神经网络	5	88.40
$\theta=12$ 时的高阶过零计数	BA-RVM	5	96.28

4 结论

1) 实验表明, 最高差分阶 $\theta=12$ 时步态识别准确率最高, 因此笔者将 $\theta=12$ 时的高阶过零计数作为5种步态特征值, 步态识别准确率为96.28%, 优于均方根、偏度、峭度、平均功率和功率谱比值等传统特征。

2) 将BA算法引入到RVM方法中, 获得了最优的核函数参数 χ , 提高了步态识别准确率, 比GA-RVM的识别率提高了4.9%, 比PSO-RVM的识别率提高了3.6%, 步态识别效果更好。

3) 采用sEMG识别假肢穿戴者步态是目前智能假肢研究的热点问题之一, 本研究结果表明, 利用HOC技术提取肌电信号特征, 克服了sEMG时域频域等特征不能充分展开表面肌电信号的内在特性, 不仅能更好地反映信号本身的特征, 也能提高分类的正确识别率。

参 考 文 献

- [1] QUINTERO D, VILLARREAL D J, LAMBERT D J, et al. Continuous-phase control of a powered knee-ankle prosthesis: amputee experiments across speeds and inclines [J]. IEEE Transactions on Robot, 2018, 34(3):686-701.
- [2] VILLARREAL D J, POONAWALA H A, GREGG R D. A robust parameterization of human gait patterns across phase-shifting perturbations[J]. IEEE Transactions on Neural System Rehabilitation Engineering, 2017, 25(3):265-278.
- [3] EMBRY K R, VILLARREAL D J, MACALUSO R L, et al. Modeling the kinematics of human locomotion over continuously varying speeds and inclines [J]. IEEE Transactions on Neural System Rehabilitation Engineering, 2018, 26(12):2342-2350.
- [4] WOOLIM H, NAMITA A K, PILWON H. A phase-shifting based human gait phase estimation for powered transfemoral prostheses [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(3):5113-5120.
- [5] 盛敏, 刘双庆, 王婕, 等. 基于改进模板匹配的智能下肢假肢运动意图实时识别[J]. 控制与决策, 2020, 35(9):2153-2161.
SHENG Min, LIU Shuangqing, WANG Jie, et al. Real-time motion intent recognition of intelligent lower limb prosthesis based on improved template matching technique [J]. Control and Decision, 2020, 35(9):2153-2161. (in Chinese)
- [6] 高经纬, 马超, 苏鸿, 等. 基于改进机器学习算法的步态识别与预测研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2022,

- 39(1):1-9.
- GAO Jingwei, MA Chao, SU Hong, et al. Research on gait recognition and prediction based on optimized machine learning algorithm [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(1):1-9. (in Chinese)
- [7] 张小栋, 陈江城, 尹贵. 下肢康复机器人肌电感知与人机交互控制方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(4):649-657.
- ZHANG Xiaodong, CHEN Jiangcheng, YIN Gui. An approach for human-robot interactive control of lower limb rehabilitation robot based on surface EMG perception[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(4):649-657. (in Chinese)
- [8] LEDOUX E D, GOLDFARB M. Control and evaluation of a powered transfemoral prosthesis for stair ascent[J]. IEEE Transactions on Neural System Rehabilitation Engineering, 2017, 25(7):917-924.
- [9] 赵晓东, 刘作军, 陈玲玲, 等. 下肢假肢穿戴者跑步步态识别方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(10):1-10.
- ZHAO Xiaodong, LIU Zuojun, CHEN Lingling, et al. Approach of running gait recognition for lower limb amputees [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2018, 52(10):1-10. (in Chinese)
- [10] FIGUEIREDO J, FELIX P, COSTA L, et al. Gait event detection in controlled and real-life situations: repeated measures from healthy subjects [J]. IEEE Transactions on Neural System Rehabilitation Engineering, 2018, 26(10):1945-1956.
- [11] CHINIMILLI P T, REDKAR S, SUGAR T. A two-dimensional feature space-based approach for human locomotion recognition [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(11):4271-4282.
- [12] MAQBOOL H F, HUSMAN M A B, AWAD M I, et al. A real-time gait event detection for lower limb prosthesis control and evaluation[J]. IEEE Transactions on Neural System Rehabilitation Engineering, 2017, 25(9):1500-1509.
- [13] GHOLAMREZA K, DAN S. Toward minimal-sensing locomotion mode recognition for a powered knee-ankle prosthesis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2021, 68(3):967-979.
- [14] 崔建国, 张文生, 齐义文, 等. 基于LTSA和RVM的复合材料损伤预测分析[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1):26-32.
- CUI Jianguo, ZHANG Wensheng, QI Yiwen, et al. Damage prediction analysis and verification of the composite material based on LTSA and RVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(1):26-32. (in Chinese)
- [15] 陈东宁, 刘一丹, 姚成玉, 等. 多阶段自适应蝙蝠-蚁群混合群智能算法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(6):236-248.
- CHEN Dongning, LIU Yidan, YAO Chengyu, et al. Multi-stage adaptive BA-ACO hybrid swarm intelligence algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(6):236-248. (in Chinese)
- [16] 刘景森, 吉宏远, 李煜. 基于改进蝙蝠算法和三次样条插值的机器人路径规划[J]. 自动化学报, 2021, 47(7):1710-1719.
- LIU Jingsen, JI Hongyuan, LI Yu, et al. Robot path planning based on improved bat Algorithm and cubic spline interpolation[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(7):1710-1719. (in Chinese)
- [17] 郭欣, 王蕾, 宣伯凯, 等. 基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别[J]. 自动化学报, 2017, 43(3):430-438.
- GUO Xin, WANG Lei, XUAN Bokai, et al. Gait recognition based on supervised Kohonen neural network[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(3):430-438. (in Chinese)
- [18] AARON F, STEPHANIE H, HE H. Proportional myoelectric control of a virtual inverted pendulum using residual antagonistic muscles: toward voluntary postural control[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(7):1473-1482.
- [19] 刘磊, 陈增强, 杨鹏, 等. 采用鱼群算法进化极限学习机的假肢步态识别[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(6):1225-1231.
- LIU Lei, CHEN Zengqiang, YANG Peng, et al. Locomotion-mode recognition based on fish swarm algorithm and extreme learning machine [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(6):1225-1231. (in Chinese)
- [20] 高新智, 刘作军, 张燕, 等. 基于GWO-SVM的下肢假肢穿戴者骑行相位识别[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(4):648-657.
- GAO Xinzhi, LIU Zuojun, ZHANG Yan, et al. Bicycle riding phase recognition of lower limb amputees based on GWO-SVM[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(4):648-657. (in Chinese)



第一作者简介:刘磊,男,1984年9月生,副教授。主要研究方向为假肢控制、模式识别及智能机器人技术。曾发表《采用鱼群算法进化极限学习机的假肢步态识别》(《振动、测试与诊断》2019年第39卷第6期)等论文。

E-mail: liulei20060000@126.com

通信作者简介:刘作军,男,1971年6月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为假肢控制及康复辅具。

E-mail: liuzuojun@hebut.edu.cn