

## 基于肌电信号的膝关节跨越障碍角度预测方法

陈天麟<sup>1</sup>, 戴俭民<sup>1,2</sup>, 程光<sup>1,2</sup>, 马勇杰<sup>1</sup>, 孙佰鑫<sup>1</sup>, 刘伟锋<sup>1</sup>, 许晓容<sup>2</sup>

1. 北京联合大学机器人学院, 北京 100101; 2. 北京联合大学城市轨道交通与物流学院, 北京 100101

**【摘要】**为解决人体跨越障碍物时膝关节角度输出的问题, 针对性设计一种穿戴式信号获取实验台, 对下肢运动姿态进行运动分析, 将肌肉电信号及关节角度信号作为运动数据, 对信号进行处理后利用BP神经网络预测跨越障碍时输出角度, 提出一种利用BP神经网络算法, 根据不同大腿抬起高度, 分析膝关节运动主动肌与被动肌发力程度, 预测输出人体跨越障碍时膝关节角度的方法, 能够有效帮助假肢膝关节或康复机器人实现跨越障碍的复杂动作。

**【关键词】**膝关节; 跨越障碍; 肌肉电信号; BP神经网络; 角度预测

**【中图分类号】**R318; TN911.7

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2020)10-1293-09

## Prediction of knee joint angle when crossing obstacles based on myoelectric signals

CHEN Tianlin<sup>1</sup>, DAI Quanmin<sup>1,2</sup>, CHENG Guang<sup>1,2</sup>, MA Yongjie<sup>1</sup>, SUN Baixin<sup>1</sup>, LIU Weifeng<sup>1</sup>, XU Xiaorong<sup>2</sup>

1. College of Robotics, Beijing Union University, Beijing 100101, China; 2. College of Urban Rail Transit and Logistics, Beijing Union University, Beijing 100101, China

**Abstract:** In order to solve the problem of knee joint angle output when the human body crosses obstacles, a wearable signal acquisition test bench is designed. The motion analysis of the lower limb is carried out, and the myoelectrical signals and joint angle signals are used as motion data. After signal processing, BP neural network is used to predict the output angle when crossing obstacles. Herein a novel method based on BP neural network algorithm is proposed to analyze the forces of knee joint motion active muscle and passive muscle according to different thigh lift heights, and to predict the knee joint angle when the human body crosses obstacles. The proposed method can effectively help the prosthetic knee joint or rehabilitation robots implement the complex movement of obstacle crossing.

**Keywords:** knee joint; obstacle crossing; myoelectrical signal; BP neural network; angle prediction

### 前言

近几年来, 由于年龄、气候、疾病、职业等因素, 与膝关节相关的疾病发病率有很大增长。人体在跨越障碍物时, 主要的活动关节是髋关节与膝关节, 对于膝下型截肢者或者膝盖活动不便的人群来说, 主动实现跨越障碍物的动作具有一定的困难<sup>[1]</sup>。通过髋关节角度与表面肌电信号结合的方法, 能够有效

地预测出膝关节运动输出角度, 帮助行动不便的人群实现跨越障碍物的动作。表面肌肉电信号是一种反映人体肢体运动时表面产生的一种复杂且微弱的生物电信号, 在预测人体运动状态信息以及监测人体肌肉状态中有着很大的应用前景<sup>[2]</sup>。人体在运动过程中, 由于同一块肌肉产生的肌肉电信号可能包含多个关节的运动信息, 因此对于肌肉电信号的识别以及分类较为困难, 目前还很难真正的投入到日常使用中。

目前对于人体下肢运动数据预测及分类的研究主要集中在下肢运动模式识别、行走步态分类等领域, 在膝关节角度预测方面的研究相对较少。文献[3]利用八通道采集人体肌肉电信号, 通过BP神经网络预测分类, 准确预测出了肘关节的运动角度。胡晓明<sup>[4]</sup>利用BP神经网络, 提取人体下肢表面肌电信号, 对人体直行、上楼、下楼、跑、后退进行了步态分类, 分类准确率达到70%~80%。于亚萍<sup>[5]</sup>通过下肢九块肌肉电信号特征

**【收稿日期】**2020-04-11

**【基金项目】**北京市自然科学基金-市教委重点基金(KZ201811417048); 北京市自然科学基金-轨道交通联合基金(L191006); 北京联合大学人才强校优选计划(BPHR2020DZ03)

**【作者简介】**陈天麟, 硕士研究生, 研究领域为智能假肢膝关节、人体行走步态分析, E-mail: ctt2552@163.com

**【通信作者】**戴俭民, 博士, 讲师, 主要研究方向为向电力设备在线监测与故障诊断、先进传感技术、智能机械装备等, E-mail: zdhtquanmin@buu.edu.cn; 程光, 博士, 教授, 博导, 主要研究领域为机械设计与理论, E-mail: chengguang@buu.edu.cn

进行采集,利用BP神经网络和Elman神经网络对上坡、下坡、上台阶、下台阶4种步态模式进行了分类,分类准确率达到90%。Chen等<sup>[6]</sup>利用触觉反馈,配合肌电信号,将踝关节控制误差降低了50%。张琴等<sup>[7]</sup>利用肌电信号加上支持向量机对人体髋关节、膝关节、踝关节角度进行预测,预测准确率分别为17.57%、10.35%、12.73%。孙鼎华<sup>[8]</sup>基于RBF神经网络,利用九轴加速度计对膝关节角度进行预测,预测精度较高。Lopez-Delis等<sup>[9]</sup>利用K近邻和支持向量机,针对膝关节识别了8种运动类别,获得了较高的准确性。综上所述,对于下肢肌肉电信号,大部分研究主要针对于模式分类以及动作识别<sup>[10-16]</sup>,且模式分类都是针对人体上楼梯、下楼梯、上坡、下坡等此类常见的步态模式。而对于人体跨越障碍这种特殊的步态模式少有研究,并且步态分类只能识别到人体行走过程的一个状态,而不能为矫形器等人体穿戴设备提供准确的数值。针对人体关节的角度预测也大多数集中在上肢,在预测下肢角度时,获取的运动信息过于单一,无法充分体现运动状态。

针对以上问题,本文研究对象为下肢跨越障碍时的运动过程,针对运动过程,设计实验平台以获取数据,弥补了在人体跨越障碍上的研究空白,并且通过算法预测下肢关节角度,不再局限于运动状态的分类。

## 1 试验平台

### 1.1 试验平台结构设计

已知在膝关节屈伸过程中,主要的发力肌肉为股直肌与股二头肌<sup>[17]</sup>,小腿伸展时,股直肌为主动肌,小腿弯曲时,股二头肌为主动肌。人体在跨越障碍时,脚掌抬起高度也就是大腿抬起高度会对膝关节的弯曲和伸展产生的肌肉电信号造成一定的影响,另一方面脚掌离地高度因为脚掌的摆动性较难测量。由于髋关节角度与跨越障碍时脚掌离地高度具有一定的关系,因此采用便于测量的髋关节角度作为特征。关节角度采用霍尔角度传感器,可以方便快捷地测量到关节角度。本试验主要测量膝关节及髋关节角度,基于以上需求,设计了一款跨越障碍下肢信息获取试验台,如图1a所示。此试验台基座采用3 mm亚克力板切割,关节处使用法兰盘与霍尔角度传感器连接。使用魔术贴通过亚克力板两边的固定孔,安装贴合于人体跨部、大腿及小腿外侧。在人体下肢进行运动动作时,能够清晰地记录膝关节旋转角度,髋关节旋转角度。并在此基座的基础上,安装肌肉电信号传感器以及单片机、电池,便于肌肉电信号的采集。佩戴方式如图1b所示。



a: 试验台三维图

b: 试验台穿戴图

图1 获取信号试验台

Fig.1 Test bench for signal acquisition

### 1.2 试验平台信号采集

肌肉电信号的采集使用的是肌肉电传感器,该传感器利用电极贴获取到人体表面肌肉电极,表面电极有3个贴片,其中两个放在肌肉群位置,第3个作为参考电极放在肌肉相对较少的位置,在贴上电极前需将皮肤表面用酒精擦拭干净,避免汗渍及油渍影响测量精度。肌肉电模块直接与微处理器连接,通过ADC放大纠正与平滑信号。该传感器输入电压为3~5 V,输出0~5 V的电压值。角度信号采用非接触霍尔磁性传感器,假如该传感器从0°位置开始顺时针匀速旋转,输出电压从0 V慢慢上升,当无限接近360°时,电压升高到VDD(5 V),若继续旋转,输出电压变为0 V,无限循环上一个过程,没有停止位,可以连续旋转N圈,不同的角度对应不同的输出电压,角度值通过式(1)计算得出:

$$\text{angle} = V \times 72 \quad (1)$$

在关节旋转角度计算时,取静止状态的平均角度值为初始值,用信号输出值减去初始值就得到关节旋转角度。计算公式如式(2)所示:

$$\text{angle}_i = \text{angle}_n - \text{angle}_0 \quad (2)$$

单片机采用arduino UNO,利用上位机笔记本读取串口数据,接线原理图如图2所示,肌电信号传感器由两个9 V电池供电,串口数据由A0、A1口输出,角度传感器直接由单片机上的5 V电源输出供电,串口数据由A2、A3口输出,将串口数据保存为txt文本文件,方便后续进行数据的处理。

## 2 髋关节角度变化对控制膝关节的肌肉电信号的影响

### 2.1 试验设计

首先,在人体髋关节抬起角度不同时,股直肌与股二头肌产生的肌肉电信号的大小不同<sup>[18]</sup>,而在髋

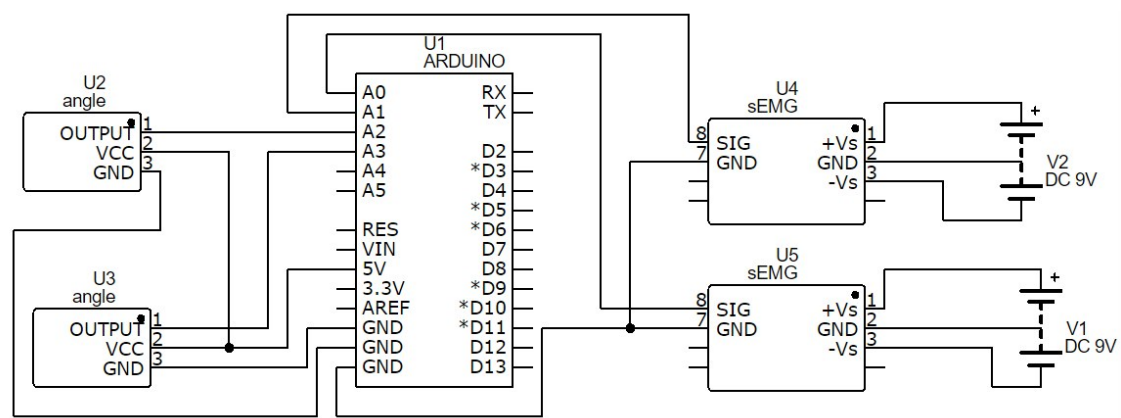


图2 试验系统接线原理图

Fig.2 Circuit wiring scheme of test system

关节抬起的同时,膝关节也产生运动,也会令股直肌与股二头肌产生更强的肌肉电信号,为了验证人体髋关节抬起高度对股直肌与股二头肌产生的肌肉电信号大小的影响,设计了如表1所示的4组试验。设定髋关节抬起角度分别为10°、90°,在膝关节连续运动过程中,观察对比股直肌和股二头肌肌肉电信号,探究髋关节抬起高度对膝关节肌肉电信号的影响。

表1 试验方法

Tab.1 Test methods

| 试验 | 髋关节抬起角度 | 膝关节运动角度 |
|----|---------|---------|
| 1  | 10°     | 60°     |
| 2  | 10°     | 90°     |
| 3  | 90°     | 60°     |
| 4  | 90°     | 90°     |

2.2 不同髋关节角度与膝关节角度下试验对比结果

图3a中髋关节角度为10°,膝关节角度分别为60°和90°;图3b中髋关节角度为90°,膝关节角度分别为60°和90°,图3为两种状态下股直肌连续运动肌肉电信号波峰对比图。由图3中可以看出,当髋关节角度一致时,股直肌产生的肌肉电信号随着膝关节弯曲和伸展角度变大而变大。

图4a中膝关节角度为60°,髋关节角度分别为10°和90°;图4b中膝关节角度为90°,髋关节角度分别为10°和90°。图4为两种状态下的股直肌连续运动肌肉电信号波峰对比图。由图4分析发现,当髋关节角度一致时,膝关节弯曲伸展角度越大,产生的肌肉电信号越强,当膝关节角度一致时,髋关节抬起角度越大,产生的肌肉电信号越强。由此可得,针对人体股直肌与股二头肌预测膝关节弯曲伸展角度时,

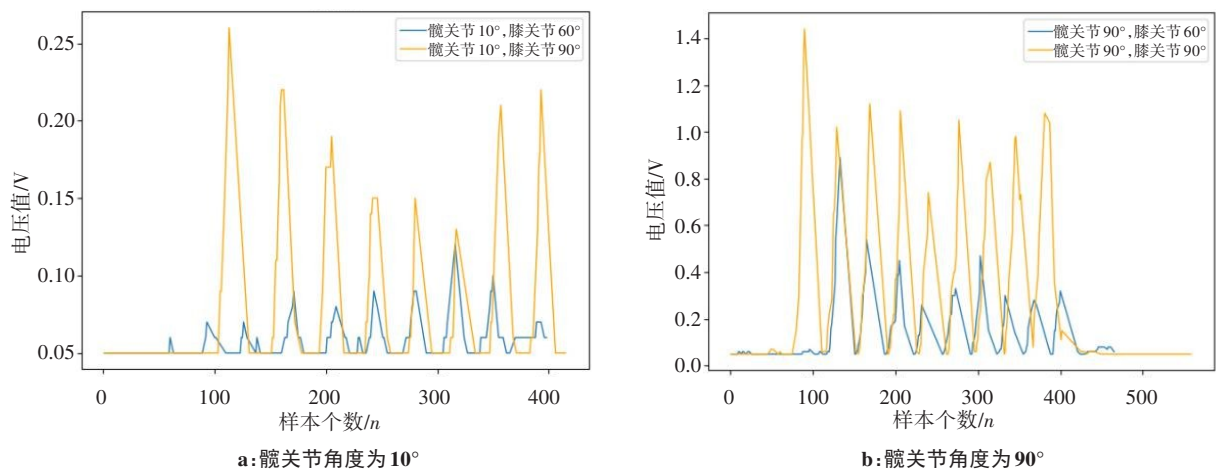


图3 不同髋关节角度的股直肌波峰图

Fig.3 Rectus muscle peak maps with different hip joint angles

髋关节抬起高度也会对肌肉电信号产生影响。因此证明本文中采用髋关节角度信号作为神经网络训练

特征之一的方法是可行的。



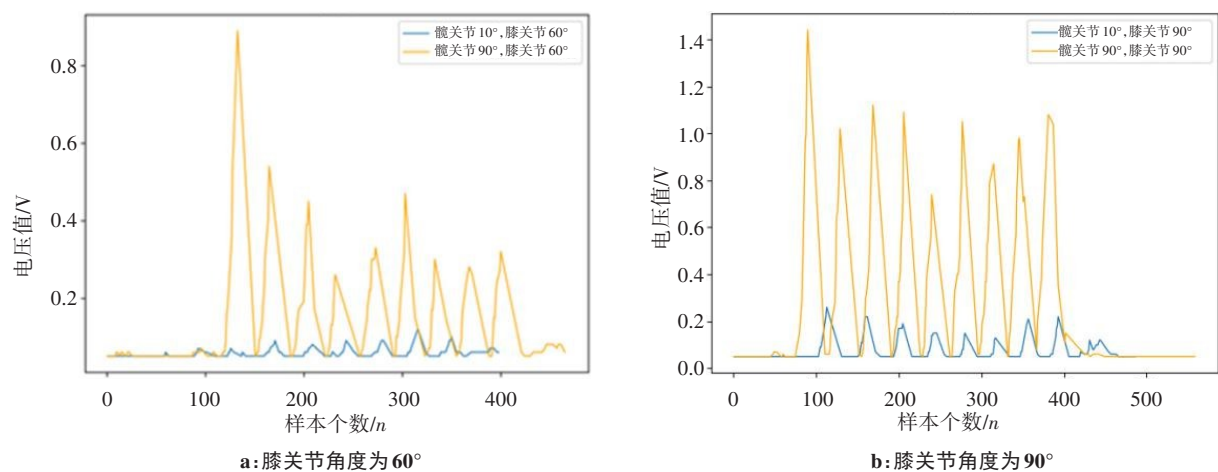


图 4 不同膝关节角度的股直肌波峰图  
Fig.4 Rectus muscle peak maps with different knee joint angles

### 3 两种跨越运动过程及效率分析

#### 3.1 跨越方式分类

已知人体在正常行走过程中,最大抬脚高度大约 10 cm,身高 175~180 cm 的人正常行走过程中从前脚跟到后脚尖的距离大约为 45~65 cm,因此在超出这个高度或者长度范围外,都需进行跨越障碍的下肢姿态。在跨越障碍物时,定义为两种跨越方式,分别为全跨越和半跨越。如图 5 所示为全跨越方式跨越过程。

**全跨越方式:**当障碍物对人体双腿造成完全遮挡时,一般采用该方式进行障碍物的跨越。在靠近障碍物前,先抬起跨越主动腿(图 5a),其中抬起高度也就是髋关节旋转角度主要依赖于跨越物体的高度。当抬起到适合的高度时,伸展膝关节(图 5b),此时小腿伸展角度也就是膝关节角度主要依赖于障碍物的长度。当主动腿完成跨越后(图 5c),此时被动腿小腿抬起跟随前腿成功跨越动作,此过程如图 5d~图 5e 所示。

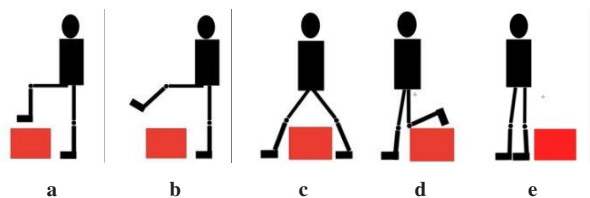


图 5 全跨越障碍方式  
Fig.5 Whole obstacle-crossing

半跨越方式如图 6 所示,当障碍物阻挡人体一侧下肢时,一半采用半跨越的方式更为快捷。在靠近障碍物时,首先将被动跨越腿与障碍物平齐(图 6a),然后抬起主动腿(图 6b),此时主动腿的小腿抬起高

度也就是膝关节弯曲角度由障碍物的高度决定。当抬起到适合的高度时,伸展膝关节(图 6c),此时小腿伸展角度也就是膝关节角度主要依赖于障碍物的长度。在此跨越方式中,被动腿无需做出跨越姿态,只需跟随主动腿的步伐。

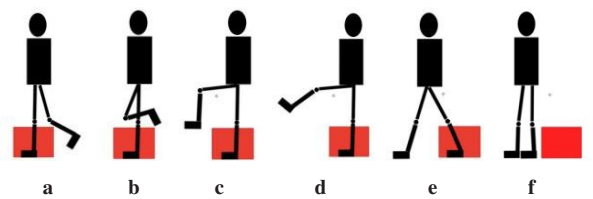


图 6 半跨越障碍方式  
Fig.6 Half obstacle-crossing

#### 3.2 两种跨越方式信号对比

针对上文两种跨越方式,对人体跨越障碍进行肌肉电信号采集,在本次试验中,人体佩戴信号采集平台,分别采用全跨越和半跨越的方式连续跨越长 20 cm、高 30 cm 的同一障碍物,每完成一次跨越动作,停止 2 s 再进行下一步动作。图 7 为全跨越和半跨越的信号对比试验结果。

图 7a~图 7d 分别为在全跨越和半跨越两种方式下的股直肌肌肉电信号、股二头肌肌肉电信号、膝关节角度信号、髋关节角度信号的信号对比图。根据图 7a 对比发现,半跨越方式相较于全跨越方式,股直肌产生的肌肉电信号明显较小,等同于在半跨越过程中,小腿伸展发力较小。图 7b 中对比两种跨越方式的股二头肌信号,可得全跨越方式在小腿弯曲过程中发力较小。图 7c 中两种跨越方式在膝关节角度变化上没有太大差异。而在图 7d 对比两种方式的髋关节角度,发现在全跨越时,髋关节需要屈伸更大的

角度,这也解释了股直肌信号偏大的原因。对比得出,半跨越方式相较于全跨越方式,具有更加省力、快捷的特性。因此,在相同条件下,尽量使用半跨越的方式完成跨越障碍物的动作。

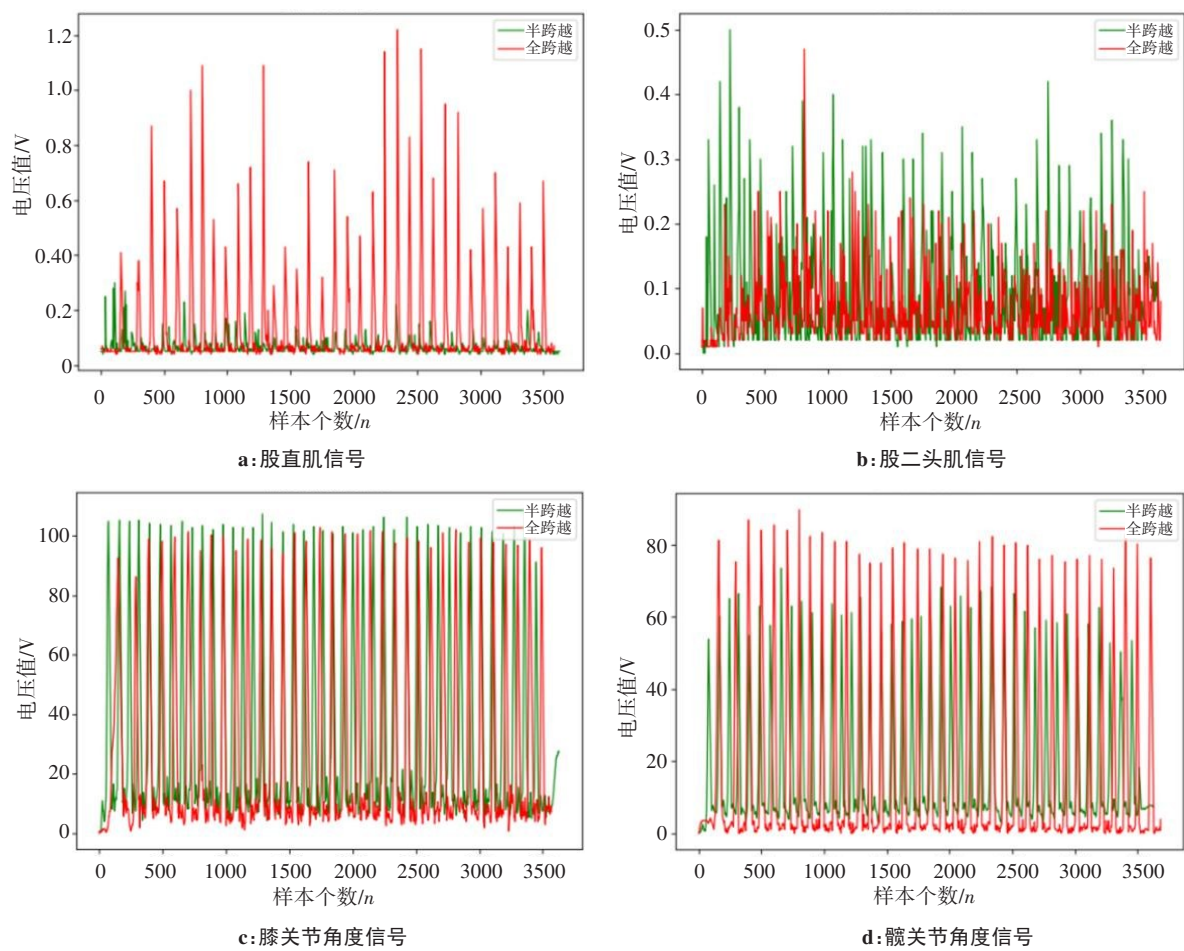


图7 全跨越半跨越信号结果对比图

Fig.7 Comparison between whole obstacle-crossing and half obstacle-crossing

4 信号处理及特征提取

由于目前采集到的原始信号噪点过多,不利于神经网络的训练,因此需要对信号进行处理和特征提取,以半跨越方式采集到的信号为例,对信号进行分离处理。肌肉电信号分析及处理过程主要分为6步,分别为信号采集、带通滤波、小波变换、滑动平均、特征提取、神经网络训练。角度信号处理分4步,分别为滑动平均、特征提取、归一化、神经网络训练。过程如图8所示。

4.1 带通滤波

在信号预处理过程中已知人体肌肉电信号约为5~250 Hz,在获取到肌肉电信号后,需要通过带通滤波滤除信号范围外的噪声,在经过带通滤波后,会滤掉环境周围的高频噪声和皮肤表面的摩擦产生的低频噪声。图9为带通滤波前的股直肌肌肉电信号图,图10为带通滤波后的股直肌肌肉电信号图。

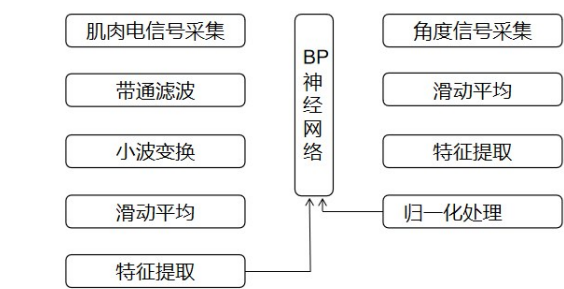


图8 数据分析及处理

Fig.8 Data analysis and processing

经过带通滤波后的肌肉电信号,消除了大部分外界干扰噪声,并且解决了信号偏移问题,但是可以发现信号变化还是不够明显,因此需要对信号进一步处理。小波变换能够进一步反映出人体的运动规律。

4.2 小波变换

图11为小波变换后的肌电信号图。由图中可以

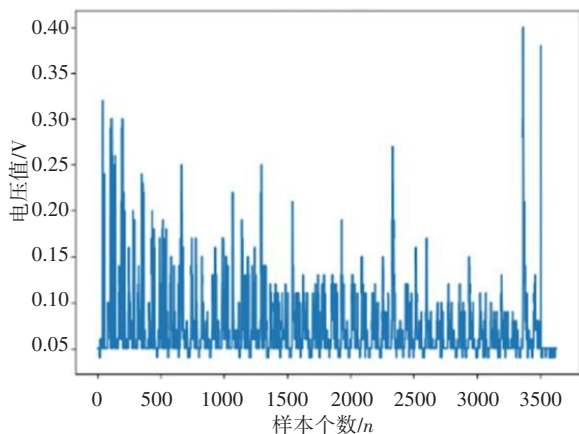


图9 肌肉电信号原始图

Fig.9 Original myoelectrical signals

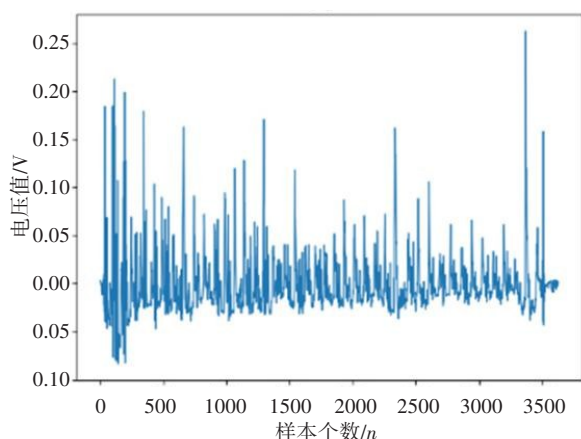


图10 带通滤波后信号

Fig.10 Signals after bandpass filtering

看出,经过小波变换后,肌肉电信号的信号波动较大,为了让信号更好地反映出整体运动特性,增强信号活动段,需要对信号进行平滑处理。

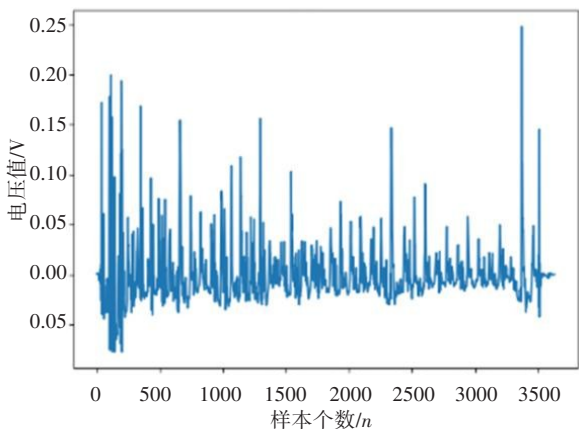


图11 小波变换后肌肉电信号图

Fig.11 Myoelectrical signals after wavelet transform

#### 4.3 滑动平均

进一步处理采用滑动窗体平滑,滑动窗体平滑

主要采用的方法是,设定一个长度为  $a$  的窗体,沿着时间序列递增滑动,每滑动一次计算窗体中的平均值作为窗体起始处的值,最后得到平滑后的值。窗体的长度过大会损失掉细节,过小起不到平滑的作用,这里在不断尝试后采用窗体大小为 20 的滑动平均。滑动平均后的信号如图 12 所示。

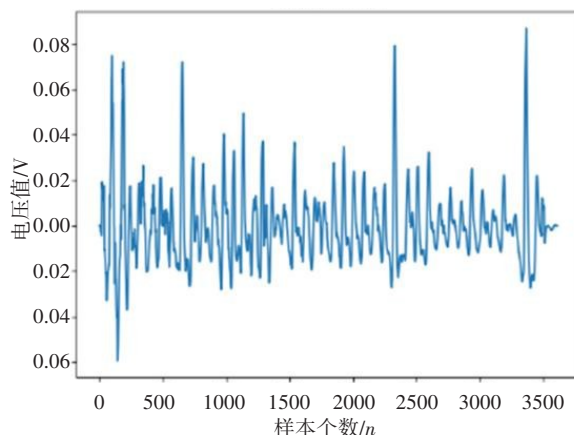


图12 滑动平均后的肌肉电信号图

Fig.12 Myoelectrical signals after moving average

滑动平均后,为了更好地反映运动特征,需要对肌肉信号进行特征提取,主要的特征提取方法有时域法、频域法、时频分析法等。

#### 4.4 特征提取

特征提取最常用的方法是时域法和频域法,由于在输出角度时,计算输出的时效性是十分关键的,因此本文采用计算量较小的时域法中的均方根法。均方根法将一段信号求平方后再求均值,然后再进行开平方,由式(3)计算:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n sEMG\_signal_i^2} \quad (3)$$

图 13 为提取到的均方根值,提取间隔为 40。

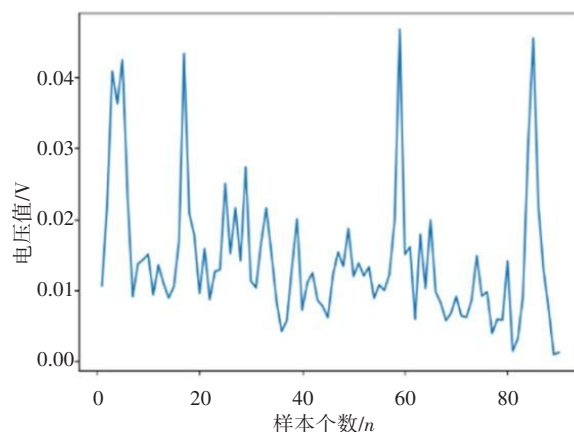


图13 特征提取后的肌电信号

Fig.13 Myoelectrical signals after feature extraction



4.5 角度信号处理

髌关节角度信号和膝关节角度信号由于是霍尔传感器直接输出角度值,因此产生噪声的几率较小,在这里直接使用滑动平均的方法对角度值进行平滑处理,窗口大小采用20。图14、图15分别为膝关节角度信号平滑前和平滑后的角度。

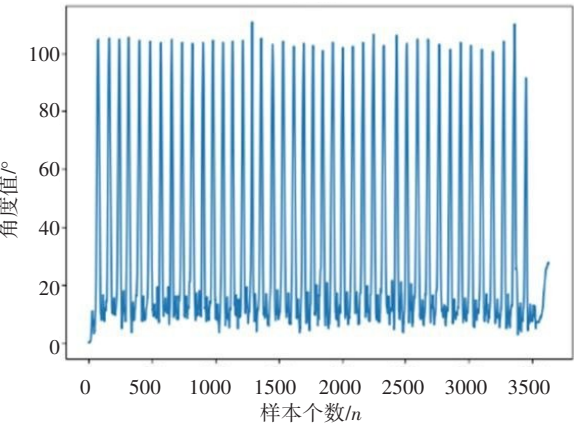


图14 角度信号原始信号  
Fig.14 Original angle signals

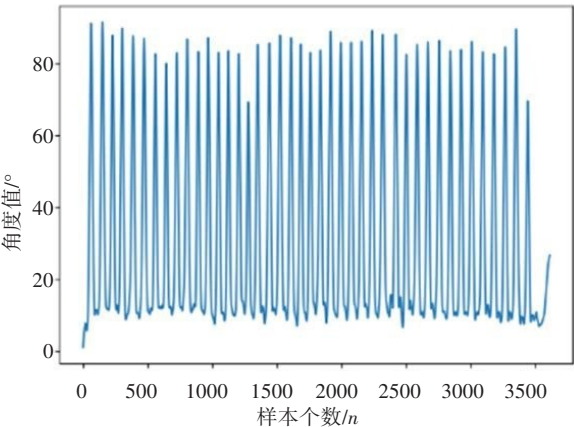


图15 角度信号平滑后  
Fig.15 Angle signals after smoothing

在获得平滑后的角度信号后,每5个信号值提取一个采样点,使之能与肌肉电信号值对应匹配。为方便后续BP神经网络训练,将提取角度特征点后的角度值使用简单缩放的方法归一化处理。采用如式(4)处理:

$$y = (x - \min(\text{angle})) / (\max(\text{angle}) - \min(\text{angle}))$$

(4)

5 BP神经网络角度值预测

5.1 BP神经网络搭建

正向传播和误差的反向传播是BP神经网络算法的主要学习过程的组成成分。数据首先从输入层输入,在隐藏层进行处理,最后则传向输出层。当输出层输出的实际数值与期望的数值输出不符合时,进入误差的反向传播阶段。误差反向传播指的是将输出的误差通过隐藏层反向传播到输入层,并将误差分到各层的每一个单元,最终得到每一层的误差信号。然后利用这个误差信号去修正单元的权值,直到输出的误差达到需要的要求或者达到迭代次数。在BP神经网络中层与层之间全连接,同一层之间的神经元无连接。图16为模型结构图。

首先使用连续跨越宽为20 cm、高为30 cm的跨越信号数据进行训练,验证模型可行性。在设计神经网络模型时,输入集为处理完成的股直肌、股二头肌肌肉电信号、髌关节角度信号、输出预测值为膝关节角度信号,以此来建立了膝关节角度的预测模型。训练完成后将训练结果与实际结果进行对比。

5.2 学习率的选择

为了验证学习率对识别平均误差的影响,分别设置0.05、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、1的学习率,识别率分别为93.3%、93.2%、92.5%、91.7%、91.0%、90.4%、

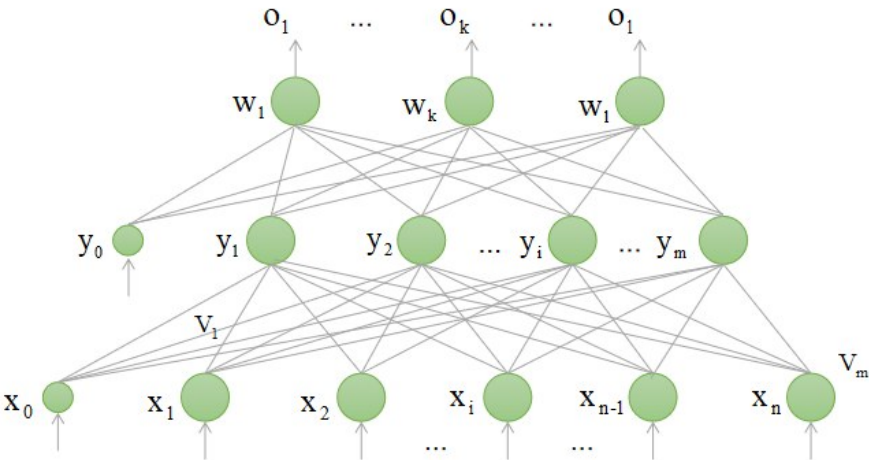


图16 BP神经网络模型结构图  
Fig.16 BP neural network model structure

83.8%。可以看出,当学习率在0.2以下时,识别率表现较好,在学习率为1时,识别率大幅度衰减,0.1左右的学习率较为合适。

### 5.3 跨越单一障碍物模型预测结果

在训练过程中,神经网络每获得一个新的样本,就计算一次误差并且更新权值,直到最后样本输入完毕。图17为训练误差变化图。为了方便观察,取训练误差的前50个误差,由图17可知,神经网络模型在第三步左右就将误差控制在了0.1以内,取得了不错的训练效果。最终的测试结果,实际角度与预测角度的对比如图18所示。从图19可以看出,预测结果与实际结果具有较高的一致性,最大角度偏差在4°,最小角度偏差接近于0°,但是仍然存在的问题,尤其是在波峰和波谷处较为明显,其原因是膝关节在弯曲和伸展到临界点,由弯曲状态向伸展状态或者由伸展状态向弯曲状态转化时,肌肉的运动较为复杂,容易造成预测的不准确。综上所述,该模型具有可行性。

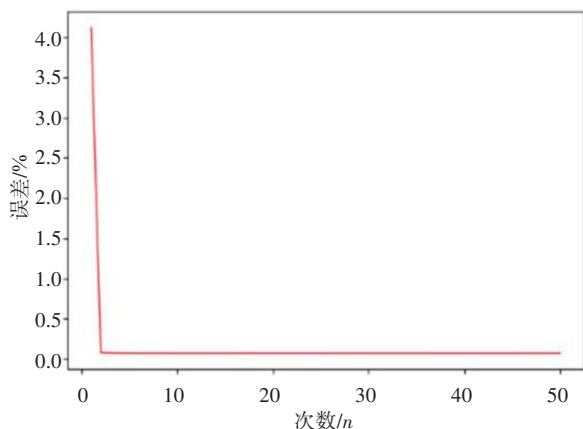


图17 神经网络训练误差图  
Fig.17 Neural network training error map

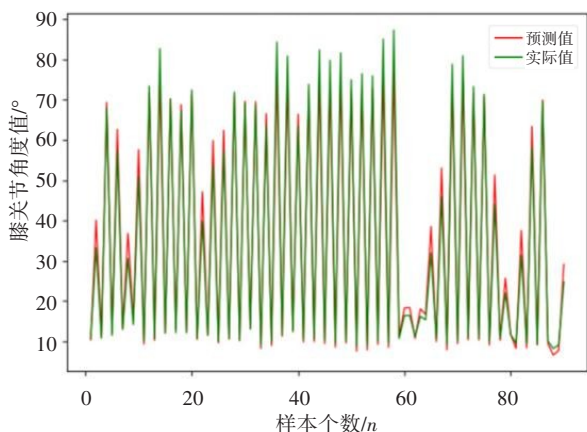


图18 实际角度与预测角度对比  
Fig.18 Comparison between actual angles and predicted angles

### 5.4 连续跨越不同障碍物模型预测结果

将另一组连续跨越障碍物的信号数据代入模型进行训练。该组数据获取条件为让穿戴者穿戴试验数据获取设备,对宽为32 cm,高为44 cm;宽为81 cm,高为5 cm;宽为28 cm,高为29 cm的3组障碍物进行连续无规则跨越。设定该组数据的前80%作为训练集,后20%作为测试集,训练预测结果与实际结果的对比如图19所示。图19测准确率为80.3%,本次训练采用的数据为连续无规则跨越不同高度及宽度的障碍物,相比对同一障碍物的跨越角度预测更为复杂,从预测准确率来看略有下降,但是也取得了不错的效果。

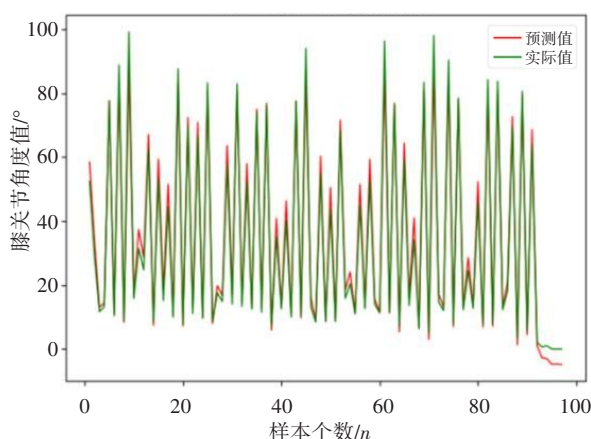


图19 角度与预测角度对比  
Fig.19 Comparison between actual angles and predicted angles

## 6 结束语

本文针对人体跨越障碍进行研究,设计了针对特定情境下的试验平台,对人体跨越障碍的行为特性进行研究。主要得到以下3点结论:(1)在膝关节角度一定的情况下,控制膝关节屈伸的股直肌和股二头肌产生的肌肉电信号随着髌关节角度增大而增大。同理可得,在人体跨越障碍或者行走过程中,髌关节角度可以与肌肉电信号一同作为预测膝关节角度输出的重要特征;(2)提出全跨越和半跨越两种跨越方式,分析得出相较于全跨越方式,半跨越方式具有省力、快捷的特性;(3)利用BP神经网络,预测出了膝关节弯曲伸展角度,预测结果与真实结果具有较高的一致性,跨越同一障碍为预测准确率达到93.3%,连续跨越不同障碍物预测准确率达到80.3%。

试验证明该方法能够被有效运用于人体康复、人体义肢、人体助力等领域,具有较好的发展前景,但是在模型时效性上还有待改进,进一步研究可针



对不同年龄段人群进行试验,并将模型输出应用于大扭矩舵机进行真实跨越场景测试。

## 【参考文献】

- [1] 赵星. 老年人跨越障碍动作控制能力的研究[D]. 北京: 北京体育大学, 2011.  
ZHAO X. Study on the ability of elderly people to control obstacles [D]. Beijing: Beijing Sport University, 2011.
- [2] 陈玲玲. 基于支持向量机的下肢肌电信号模式识别的研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2006.  
CHEN L L. Research on pattern recognition of lower limb EMG signal based on support vector machine [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2006.
- [3] 井本成, 董海清, 陈玉娟, 等. 基于表面肌电的肘关节运动角度预测[J]. 上海师范大学学报(自然科学版), 2017, 46(4): 571-576.  
JING B C, DONG H Q, CHEN Y J, et al. Prediction of elbow joint motion angle based on surface electromyography [J]. Journal of Shanghai Normal University (Natural Science Edition), 2017, 46(4): 571-576.
- [4] 胡晓明. 基于人体肌肉电信号的下肢运动模式识别[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.  
HU X M. Lower limb motion pattern recognition based on human muscle electrical signals [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.
- [5] 于亚萍. 基于表面肌电信号的人体下肢动作识别及关节力矩分析研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2016.  
YU Y P. Research on human lower limb motion recognition and joint torque analysis based on surface EMG signal [D]. Suzhou: Suzhou University, 2016.
- [6] CHEN B J, FENG Y G, WANG Q N. Combining vibrotactile feedback with volitional myoelectric control for robotic transtibial prostheses [J]. Front Neurorobotics, 2016, 10: 8.
- [7] 张琴, 骆无意, 黄波, 等. 基于肌电信号的下肢关节连续运动预测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2017, 45(10): 128-132.  
ZHANG Q, LUO W Y, HUANG B, et al. Prediction of continuous motion of lower extremity joints based on myoelectric signals [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 45(10): 128-132.
- [8] 孙鼎华. 下肢运动模式识别及运动姿态预测算法研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.  
SUN D H. Research on lower limb motion pattern recognition and motion attitude prediction algorithm [D]. Xi'an: Changan University, 2015.
- [9] LOPEZ-DELIS A, DELISLE-RODRIGUEZ D, VILLA-PARRA A C, et al. Knee motion pattern classification from trunk muscle based on sEMG signals [C]//Engineering in Medicine & Biology Society. IEEE, 2015: 2604-2607.
- [10] 肖凯, 邹任玲. 基于表面肌电信号的人体动作识别算法研究进展[J]. 生物信息学, 2018, 16(2): 76-82.  
XIAO K, ZOU R L. Research progress on human motion recognition algorithm based on surface electromyography [J]. Bioinformatics, 2018, 16(2): 76-82.
- [11] 毛啊敏, 仁俊. 基于EEMD肌电信号的动作识别[J]. 信息与电脑(理论版), 2018(6): 109-110.  
MAO A M, REN J. Motion recognition based on EEMD EMG signal [J]. Information and Computer (Theoretical Edition), 2018(6): 109-110.
- [12] 范光辉, 葛科铎, 王璐, 等. 基于下肢表面肌电信号的动作模式识别研究[J]. 齐齐哈尔大学学报(自然科学版), 2018, 34(6): 44-48.  
FAN G H, GE K D, WANG L, et al. Research on action pattern recognition based on EMG signal of lower limb surface [J]. Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition), 2018, 34(6): 44-48.
- [13] 席旭刚, 汤敏彦, 张自豪, 等. 融合表面肌电和加速度信号的下肢运动模式识别研究[J]. 电子学报, 2017, 45(11): 2735-2741.  
XI X G, TANG M Y, ZHANG Z H, et al. Pattern recognition of lower extremity motion based on surface electromyography and acceleration signals [J]. Electronic Journal, 2017, 45(11): 2735-2741.
- [14] TAN H X, AUNG N N, TIAN J, et al. Time series classification using a modified LSTM approach from accelerometer-based data: a comparative study for gait cycle detection [J]. Gait & Posture, 2019, 74.
- [15] LEE S S, CHOI S T, CHOI S I. Classification of gait type based on deep learning using various sensors with smart insole [J]. Sensors, 2019, 19(8): 1757.
- [16] TURNER A, HAYES S. The classification of minor gait alterations using wearable sensors and deep learning [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2019, 66(11): 3136-3145.
- [17] 何小耀, 韦宇炜, 何汉武, 等. 膝关节屈运动相关肌肉表面肌电信号研究[J]. 科技创新导报, 2016, 13(34): 212-214.  
HE X Y, WEI Y W, HE H W, et al. Muscle surface electromyography signal related to knee flexion [J]. Science and Technology Innovation Report, 2016, 13(34): 212-214.
- [18] 李新梅. 髋关节角度变化对膝关节屈伸力量及其表面肌电信号的影响[D]. 苏州: 苏州大学, 2010.  
LI X M. Effect of hip angle change on flexion and extension of knee joint and its surface EMG signal [D]. Suzhou: Suzhou University, 2010.

(编辑: 陈丽霞)