

doi: 10.3969/j.issn.1674-1242.2023.02.006

一种基于表面肌电信号映射人体下肢运动意图的方法

杜妍辰^{1,2,3}, 孙洁^{1,2,3}, 汪晓铭^{1,2,3}, 黎林荣^{1,2,3}, 杨良栋^{1,2,3}, 喻洪流^{1,2,3}

(1. 上海理工大学康复工程与技术研究所, 上海 200093;

2. 上海康复器械工程技术研究中心, 上海 200093;

3. 民政部神经功能信息与康复工程重点实验室, 上海 200093)

【摘要】智能膝关节假肢是截肢患者恢复日常运动的重要辅具。对人体下肢运动意图的识别是实现下肢假肢控制的关键。该文针对此问题, 提出了一种通过表面肌电信号预测膝关节角度的方法。对表面肌电提取时域特征, 通过 BP 神经网络模型建立平地行走过程中表面肌电信号和膝关节角度的映射关系, 预测膝关节角度。

【关键词】表面肌电信号; 智能膝关节假肢; BP 神经网络

【中图分类号】TP242.6

【文献标志码】A

文章编号: 1674-1242 (2023) 02-0158-05

A Method of Human Lower Limb Motion Intention Mapping Based on Surface Electromyography

DU Yanchen^{1,2,3}, SUN Jie^{1,2,3}, WANG Xiaoming^{1,2,3}, LI Linrong^{1,2,3}, YANG Liangdong^{1,2,3}, YU Hongliu^{1,2,3}

(1. Institute of Rehabilitation Engineering and Technology, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Shanghai Engineering Research Center of Assistive Devices, Shanghai 200093, China; 3. Key Laboratory of Neural-functional Information and Rehabilitation Engineering of the Ministry of Civil Affairs, Shanghai 200093, China)

【Abstract】 Robotic knee prosthesis plays an important role to assist amputation subjects while recovering in daily living activities and human lower limb motion intention mapping based on surface electromyography (sEMG) is the key step towards the control of robotic knee prosthesis. In this paper, we propose a method for predicting knee joint angles base on sEMG. Predict the knee joint angle by extraction of the time domain features of sEMG and building the mapping relationship between sEMG and knee joint angle during flat walking through BP neural network model.

【Key words】 Surface Electromyography (sEMG); Robotic Knee Prosthesis; BP Neural Network

0 引言

全球每年都有数以千计的人因交通意外、自然灾害及血管疾病等原因进行截肢手术^[1,2]。据世界卫生组织统计, 截至 2017 年, 全球截肢者高达 5770 万人, 其中下肢截肢者约 3600 万人^[3]。这些下肢截肢者部分或完全失去了下肢功能, 只能通过安装假肢来恢复

行走能力^[4]。智能膝关节作为智能下肢假肢系统中最重要和复杂的部件, 能够帮助下肢截肢者恢复下肢运动功能, 并实现人、机、环境之间的信息交互, 提升步态对称性, 降低代谢。

人类运动需要不断地适应变化的环境以保持平衡, 并预测及调整行走模式以适应地形的变化。由于

收稿日期: 2022-11-23。

作者简介: 杜妍辰, 女, 教授, 博士生导师, Email: duyanchen@hotmail.com。

通讯作者: 喻洪流, 男, 教授, 博士生导师, Email: yhl98@hotmail.com。

假肢和控制算法的局限性,步态适应性是下肢截肢者面临的主要挑战^[5]。目前,智能膝关节假肢对步态预测的模式识别算法主要采用有限状态自动机。虽然这种方法的精确性和可靠性较高,但是有限状态自动机预测的步态轨迹是对一个完整周期的步态预定义的参考轨迹,且预定义的离散状态数量较少,无法连续预测步态^[6]。这种基于有限状态自动机预定义的轨迹既不能促进人体的自然运动,也无法考虑人体肌肉的协调,人体的步态适应性非常差。

本文提出了一种基于BP神经网络的面肌电信号(Surface Electromyography, sEMG)对膝关节角度的映射方法。利用下肢肌群的表面肌电信号作为输入,膝关节角度作为目标输出,通过BP神经网络建立平地行走过程中表面肌电信号和膝关节角度的映射关系,从而准确、持续地预测平地行走时的膝关节角度。

1 表面肌电信号的采集与处理

表面肌电信号是中枢运动神经的直接反映,由于肌肉激活的发生比肌肉运动提前约100ms,因此能够“预测”人类运动,解码人体运动意图。

1.1 肌肉的选择

人体下肢的运动由多块肌肉协作完成,行走时不同肌肉群的主要作用也不完全相同,因此需要选择合适的肌群。为建立表面肌电信号与膝关节角度的映射关系,利用穿戴式惯性运动捕捉系统Noraxon(美国)采集平地行走时下肢肌群的表面肌电信号和膝关节角度数据。

根据人体解剖学原理,在进行实验测试分析后,本文最终选取了7块下肢肌肉的表面肌电信号作为研究对象,分别为股直肌、股外侧肌、股内侧肌、股二头肌、半腱肌、臀大肌和阔筋膜张肌。

1.2 表面肌电信号的采集与预处理

实验要求健康受试者多次在跑步机上进行规律性平地行走运动,每次持续60s,每次实验间隙休息、放松30s,以排除肌肉疲劳等干扰。受试者右侧腿贴有电极片,测量相关肌肉的表面肌电信号,双腿穿戴姿态传感器,测量膝关节角度信号,且双腿穿戴的姿态传感器保持对称。其中姿态传感器采样频率为100Hz,采集精度为 $\pm 0.4^\circ$,表面肌电信号传感器采样频率为1500Hz。

实验采集的原始表面肌电信号如图1(a)所示。通过对表面肌电信号进行傅里叶变换可知表面肌电信号中存在噪声,且由于表面肌电信号能量主要集中于

50~150Hz,因此需要对原始的表面肌电信号进行滤波处理。

本文采用巴特沃斯滤波器对信号进行滤波处理。首先使用50~100Hz的带通滤波器对高频和低频噪声进行滤波,然后使用50Hz的工频陷波器去除工频噪声的干扰。

1.3 表面肌电信号的特征提取

本文采用绝对平均值(MAV)、均方根值(RMS)和方差(VAR)对表面肌电信号进行特征提取,公式如下。

$$\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1)$$

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (2)$$

$$\text{VAR} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3)$$

式中, N 为维度; x_i 为第 i 个输入信号的值。

以上3个公式在一定时域内各自只能得到一个数据结果,因此需要使用连续滑窗方法得到表面肌电信号的连续时域特征值。本文采用宽度为150、增量为10的窗口对预处理后表面肌电信号的时域特征进行滑窗提取。

图1(b)所示为滤波降噪后的表面肌电信号,图中的信号没有明显的特征序列,图2所示为预处理后的表面肌电信号连续滑窗提取获得的时域特征,可以看出特征信号在时域上具有明显的特征序列。

2 BP神经网络的建立

BP神经网络预测模型如图3所示。将预处理后的表面肌电信号的时域特征作为BP神经网络的特征输入,膝关节角度作为目标输出。通过训练BP神经网络建立膝关节角度预测模型。

2.1 数据归一化

由于sEMG的时域特征通过滑窗得到,与膝关节角度数据的维度不同,需要进行归一化处理,以便使所有输入数据的维度相同。本文采用mapminmax方法对数据进行归一化处理,归一化公式如下。

$$y(i) = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \times \frac{x(i) - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中, $x(i)$ 为输入信号; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为原始输入信号的最大值和最小值; $y(i)$ 为归一化处理后的数据; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为 $y(i)$ 的最大值和最小值。

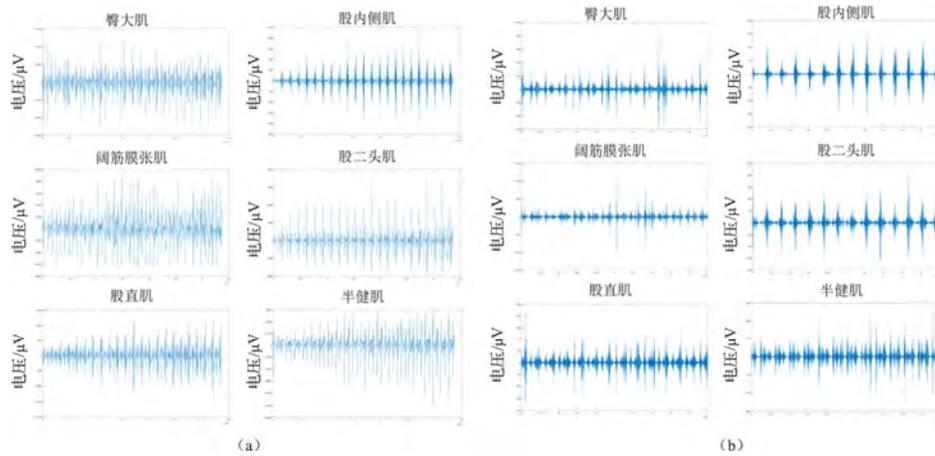


图1 (a) 原始表面肌电信号; (b) 表面肌电信号的时域特征

Fig. 1 (a) Raw sEMG; (b) Pre-processing sEMG

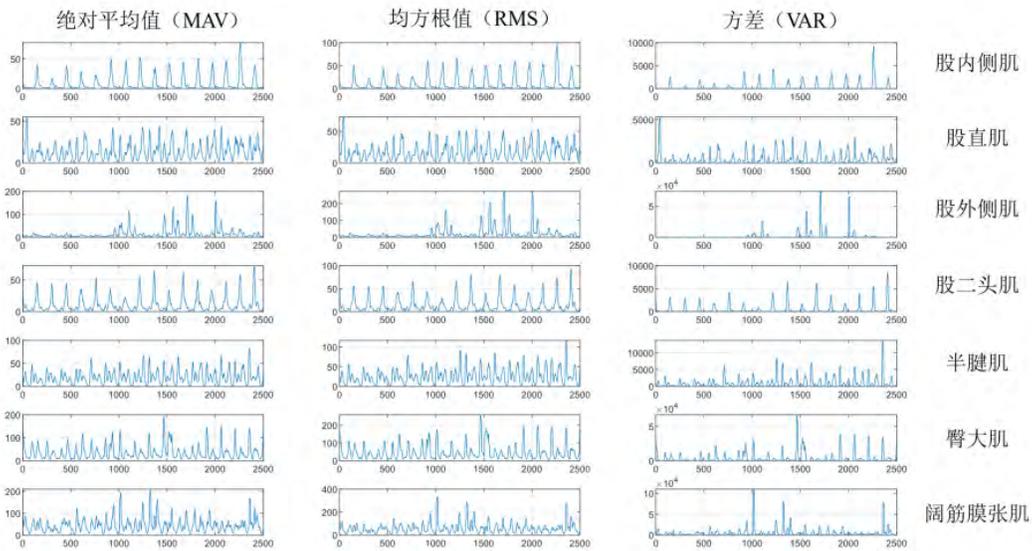


图2 表面肌电信号的时域特征

Fig. 2 Time domain feature of sEMG

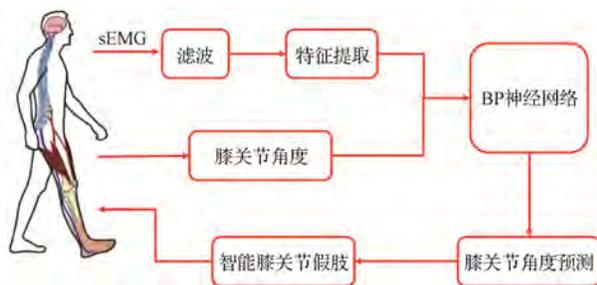


图3 BP神经网络预测模型

Fig. 3 Prediction model of BP neural network

2.2 BP神经网络的结构

BP神经网络是一种利用误差逆传播训练的多层

前馈神经网络模型, 包括输入层、输出层和隐藏层 3 部分。通过误差逆传播方式对网络的权值和阈值进行调整适应, 建立特征输入和目标输出之间的映射关系, 最终达到实际输出和期望输出之间的均方误差最小的目的。

本文建立了一个 7 层 BP 神经网络, 对表面肌电信号的时域特征建立回归模型, BP 神经网络模型结构如图 4 所示。其中初始的输入权重、输出权重和阈值参数由系统随机选择, 不同初始值的模型, 性能不相同。BP 神经网络常用的传递函数有 tansig 函数、logsig 函数和 purelin 函数, 本文选择 tansig 函数作为传递函数。

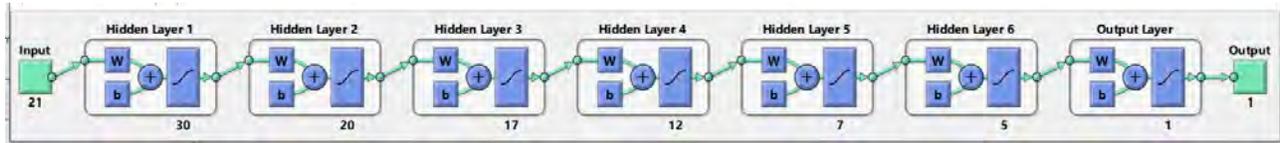


图 4 BP 神经网络模型结构

Fig. 4 Structure model of BP neural network

3 实验及结果

本文以健康受试者作为实验对象，采集受试者在跑步机上平稳行走时的 sEMG 数据和膝关节角度数据。本文采集一段稳定且周期性明显的的数据作为实验数据。由于膝关节角度的采集频率（100Hz）与 sEMG 的采集频率（1500Hz）不同，需要对角度数据进行处理，使两者样本数量相同。本文采用插值方法对数据进行处理，从而得到相同数量的数据。

实验数据中选择 2500 组样本点作为训练 BP 神经网络的模型数据，其中包括训练集（70%）、验证集（15%）和测试集（15%）。剩余的样本点作为实验的验证数据。将表面肌电信号的 3 种时域特征作为 BP 神经网络的特征输入，膝关节角度数据作为目标输出。其他参数设置如表 1 所示，使用梯度下降法对模型进行训练。

对 BP 神经网络模型的评价指标包括绝对指标和相对指标，其中均方根误差是常用的绝对指标，归一化均方根误差与互相关系数是常用的相对指标。本文采用归一化均方根误差和互相关系数作为模型的评价指标。BP 神经网络模型的训练结果如图 5（a）所示。

表 1 其他参数设置

Tab. 1 Setting of other parameters

训练次数	800
学习速率	0.003
训练目标最小误差	0.0001

在实验验证数据中随机选择一个步态周期的数据（151 组样本点）作为模型验证数据。将 7 块下肢肌肉的表面肌电信号的 3 种时域特征数据输入训练好的 BP 神经网络模型中，得到下肢膝关节角度的输出结果，并与实际测量得到的下肢膝关节角度数据做比较。其实验结果如图 5（b）所示。

分析图 5（b）可知，蓝色曲线为姿态传感器实际测量得到的膝关节角度数据，红色曲线为 BP 神经网络通过表面肌电信号回归预测的膝关节角度数据，紫色点为两者之间的误差。实验预测值与实际值的归一化均方根误差为 14.2%，互相关系数为 0.977。虽然预测值与实际值之间存在一些误差，但是预测值的整体趋势与实际测量值保持一致，且误差范围较小，证明了 BP 神经网络模型基于表面肌电信号预测人体下肢膝关节角度的可行性。

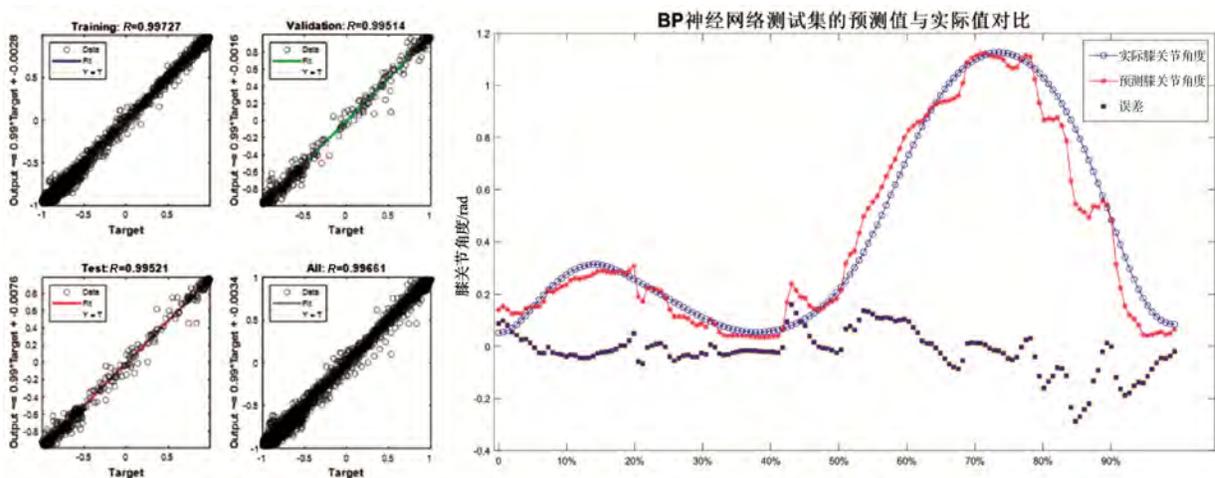


图 5 (a) BP 神经网络模型性能; (b) 膝关节角度预测实验结果

Fig. 5 (a) Performance of BP neural network; (b) Knee joint angle estimation results

4 总结

本文提出了一种基于 BP 神经网络模型, 通过下肢表面肌电信号预测人体下肢膝关节角度的方法。利用下肢表面肌电信号的时域特征作为输入, 膝关节角度作为目标输出, 建立 BP 神经网络模型。这种对人体下肢运动准确、持续的预测方法可以提高膝关节假肢的可靠性和自适应性。本文对健康受试者平地行走时的 sEMG 数据和膝关节角度数据进行了实验, 实验结果证明了 BP 神经网络模型基于 sEMG 预测人体下肢膝关节角度的可靠性与可行性, 在膝关节假肢控制的模式识别领域具有一定的创新性, 为下肢假肢的控制研究提供了理论基础。

参考文献

- [1] 赵燕潮. 中国残联发布我国最新残疾人口数据[J]. *残疾人研究*, 2012 (A01): 1.
ZHAO Yanchao. China disabled persons' federation releases latest disability population data in China [J]. *Disability Research*, 2012 (A01): 1.
- [2] 朱波, 褚亚奇, 赵新刚. 假肢中的感知及其反馈技术研究进展[J]. *生物医学工程学杂志*, 2019, 36 (6): 7.
ZHU Bo, CHU Yaqi, ZHAO Xingang. Research progress in perception and feedback technology in prosthetics. *Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 36 (6):7.
- [3] 王启宁, 郑思昊, 陈保君, 等. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战[J]. *自动化学报*, 2016, 42 (12): 14.
WANG Qining, ZHENG Enhao, CHEN Baojun, *et al.* Research status and challenges of intelligent powered lower limb prostheses for human-machine integration [J]. *Journal of Automation*, 2016, 42 (12): 14.
- [4] FLEMING A, STAFFORD N, HUANG S, *et al.* Myoelectric control of robotic lower limb prostheses: a review of electromyography interfaces, control paradigms, challenges and future directions[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(4):041004.
- [5] ZABRE-GONZALEZ EV, RIEM L, VOGLEWEDE PA, *et al.* Continuous myoelectric prediction of future ankle angle and moment across ambulation conditions and their transitions[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2021, 15.DOI:10.3389/fnins.2021.709422.
- [6] ZHANG L, LI Z, HU Y, *et al.* Ankle joint torque estimation using an EMG-Driven neuromusculoskeletal model and an artificial neural network model[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, PP(99).DOI:10.1109/TASE.2020.3033664.