



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 表面肌电人体下肢动作识别预测进展
作者: 董泽萍, 仇大伟, 刘静
网络首发日期: 2023-02-15
引用格式: 董泽萍, 仇大伟, 刘静. 表面肌电人体下肢动作识别预测进展[J/OL]. 计算机工程与应用. <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.2127.TP.20230214.1503.042.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

表面肌电人体下肢动作识别预测进展

董泽萍, 仇大伟, 刘静

山东中医药大学 智能信息与工程学院, 济南 250355

摘要：表面肌电技术是人体行为意图分析的重要方式。在深度学习的推动下，表面肌电在人体下肢动作识别预测上取得了很大的进展。然而，肌电信号面临着抗干扰性差、无法直接提取等缺陷，从而给后期的表面肌电下肢体动作研究带来巨大的困难。对近年来国内外学者在表面肌电下肢体动作研究进展总结归纳，从下肢体肌电数据采集、信号处理方式、特征提取发展、训练模型四个方面进行分析。对相关方法的实验结果进行综合比较，并提出归纳总结。最后对当前研究的不足之处进行了总结并提出建议，以期表面肌电下肢体识别的应用提供更多的理论依据。

关键词：表面肌电;下肢体动作预测;深度学习

文献标志码:A 中图分类号:TP391.4 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2209-0145

Progress in human lower extremity motion recognition and prediction based on surface electromyography

DONG Zeping, QIU Dawei, LIU Jing

College of Intelligence and Information Engineering, Shandong University of Traditional Chinese Medicine, Jinan 250355, China

Abstract: Surface electromyography is an important way to analyze human behavior intention. Driven by deep learning, surface electromyography has made great progress in human lower limb action recognition and prediction. However, EMG signals face the defects of poor anti-interference and inability to record deep muscles, which brings huge difficulties to the later study of limb movements under surface EMG. This paper summarizes and summarizes the research progress of body movements under surface EMG by scholars at home and abroad in recent years, and analyzes it from four aspects: lower limb EMG data acquisition, signal processing method, feature extraction development, and training model. The experimental results of related methods are compared comprehensively, and relevant conclusions are put forward. Finally, the shortcomings of the current research are summarized and personal opinions are put forward, in order to provide more theoretical basis for the application of limb recognition under surface electromyography.

Key words: surface electromyography; lower body movement prediction; deep learning

基金项目：国家自然科学基金面上项目(82174528,81973981);山东省自然科学基金面上项目(ZR2020MH360);山东中医药大学青年科研创新团队(2020-54-15)。

作者简介：董泽萍(1999-),男,硕士研究生,研究方向为表面肌电与深度学习;仇大伟(1975-),男,硕士,副教授,研究方向为医学图像处理、机器学习;刘静(1980-),通信作者,女,硕士,副教授,CCF会员,研究方向为医学图像处理与分析、机器学习、中医智能设备与研发,E-mail:liuj_jn@163.com。

下肢体作为人体关键部位,其在日常生活如站立、跑步和行走等活动中发挥巨大的作用。伴随信息技术和生物医疗的快速发展,人类肢体动作预测逐渐成为比较热门的研究领域。肢体行为预测的目的是确定人类动作行为类别,而下肢体在其相关动作行为中发挥着重要作用。实现下肢体动作的识别预测可以有效地促进下肢动作研究。表面肌电技术具备非入侵性、无创伤性,可以较好反应肌肉在人体运动时的发力特征,同时肢体肌肉运动功能的改变使得肌肉收缩产生的肌电信号变化与下肢体动作识别密切相关。近年来,表面肌电下肢动作识别相关研究取得了一定成果,其在假肢制造、智能穿戴设备、康复医学以及体育科学等方面均有重要的实用价值^[1-3]。因此表面肌电技术非常适用于下肢体动作识别和预测^[4]。当前对于人类下肢体行为识别预测主要通过传感器设备和视频监控完成。研究表明,此类方法大都基于物理信号(人体运动时的速度、加速度、人体姿态等)位置数据(如GPS、磁力计等)环境变量(如环境温度、湿度等)以及生理信号(如心率、心电图等)进行人体行为的间接识别,因此其存在物理环境兼容性差隐私安全等问题。对于实际的下肢体动作识别预测往往需要克服以上干扰,而表面肌电信号具备非入侵性和无创伤性,可以很好的反应肌肉在人体运动时的发力特征^[5]。

基于深度学习的表面肌电技术的发展,有部分学者对其进行了总结和分析。JARAMILLO 等人^[6]通过收集不同肌电信号采集装置概述了采集方式对表面肌电动作预测的影响。XIONG 等人^[7]对基于深度学习的通用模型进行了综述。综合对比发现,相对于其它热门方向如图像、语音和视频领域,表面肌电的研究和

综述仍处于发展初期阶段^[8]。相关实验和综述缺少下肢体在肌电信号采集、信号处理、特征提取选择、预测模型分类上的系统介绍和总结。WANG 等人^[9]使用自制的肌电采集设备,采样率控制在 1000Hz,选择均方根作为特征值进行下肢动作评估, KUANG 等人^[10]选择 1000Hz 采样率的未知肌电设备并基于时域特征下的不同特征向量组成的特征向量空间作为特征提取。而 ZHANG^[11]采用 FlexComp 肌电设备,采样率控制在 2000Hz,特征值选择使用均方根。对比发现相关研究在肌电数据采集、信号处理、特征选择等差异较大,且部分方案未指明具体设计原因,这些因素通常会对后续研究带来许多困难。

基于上述问题,本文将对表面肌电下肢体动作识别预测方法进行详细的阐述和总结,主要内容结构如图 1 所示,将相关文献和研究分成三个部分进行分析:(1)下肢肌电信号的采集和处理。针对下肢体表面肌电数据的采集和信号处理的不同方式进行归纳总结,将数据采集的装置参数、采集部位、环境要求等进行详细的归纳对比,并对较为争议的肌电信号处理进行具体的讨论总结。(2)下肢体肌电特征值的提取。针对当前特征提取的演进方向进行详细概述,从单特征值到多特征值融合的提取方式进行对比总结,描述不同场景下特征提取的选择方案。(3)预测模型的分类和应用。以当前流行的传统机器学习和深度学习两部分讨论,总结不同分类模型在表面肌电下肢体识别和预测上应用,尤其是肢体预测领域的识别准确度和模型复杂度的平衡问题。最后对全文进行总结,指出当前表面肌电下肢体研究领域所面临的问题与未来发展的趋势。

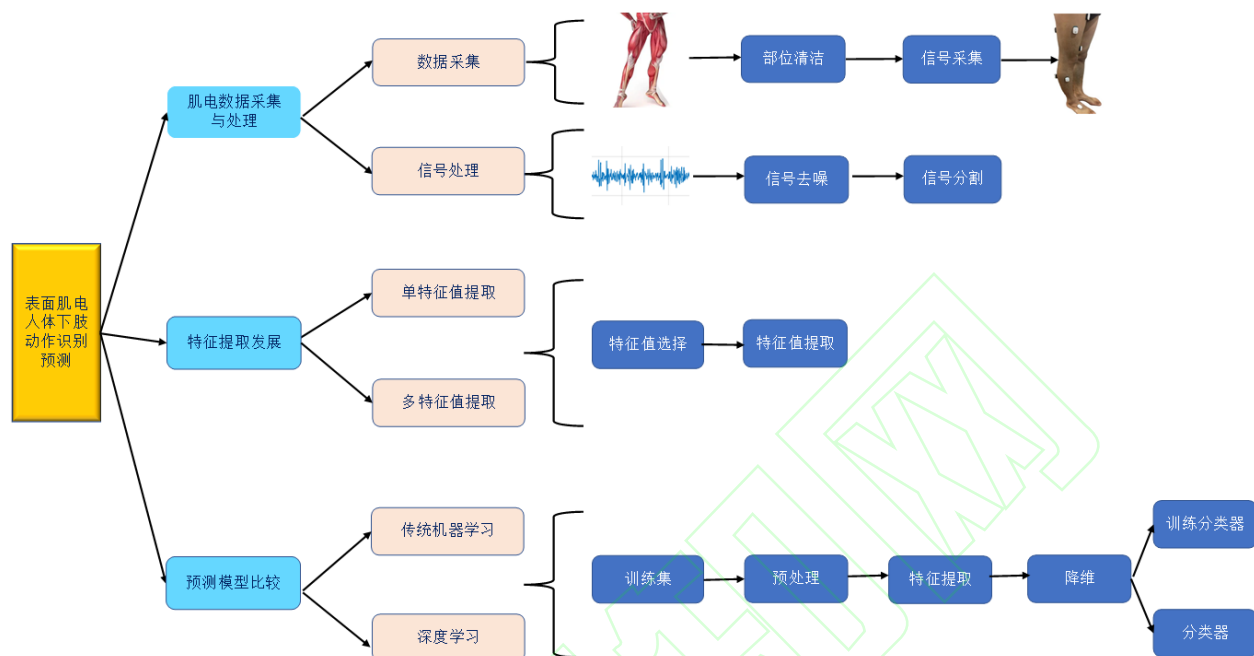


图1 本文主要内容结构

Fig.1 Main content structure of this paper

1 表面肌电信号采集与处理

1.1 表面肌电信号与数据集介绍

1.1.1 表面肌电信号产生原理与特点

表面肌电信号是浅层肌肉 EMG 和神经干上电活动在皮肤表面的综合效应,它是由多个运动单元发出的动作电位序列在皮肤表面所呈现的时间和空间上综合叠加的结果^[12]。其信号是神经肌肉系统在进行随意性和非随意性活动时的生物电变化经表面电极引导、放大、显示和记录所获得的一维电压时间序列信号,振幅约为 $0\sim 5000\mu\text{V}$, 频率为 $30\sim 350\text{Hz}$, 能在一定程度上反映神经肌肉的活动。表面肌电信号产生的原理如图 2 所示。人体的肌肉做收缩动作时,运动神经元会在肌肉纤维上产生电位变化,此电位变化与细胞内外的正负离子分布有关。运动神经元把大脑皮层产生的兴奋传递给肌肉纤维,增大了肌肉纤维细胞膜的通透性,使正离子进入该细胞,因此,与静息时相比,膜内与膜外的电位呈相反状态,由之前的外正内负变为外负内正。收缩的肌纤维与未收缩的肌纤维之间产生电位差,从而形成动作电位。

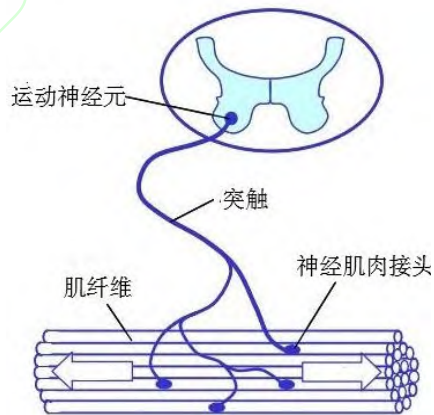


图2 表面肌电信号产生机理

Fig.2 Mechanism of surface EMG signal generation

表面肌电信号是一种应用表面电极从皮肤表面引导和记录的神经活动信号。根据肌电信号可以反映神经肌肉的活动状态。表面肌电信号特点主要体现以下几个方面。(1)肌电信号是随机信号,具有非平稳性和非线性,且极易受工频信号干扰。(2)肌电信号是交流信号,其幅值一般与肌肉运动力度成正比。(3)肌电信号具备差异性和规律性,不同肌肉区域产生的肌电信号具有差异性,但是对于同一动作,在不同受试者相同肌肉区域产生的肌电信号具有较高相似度,表现出一定的规律性。(4)肌电信号是一种低频电信号,一般均小于 1000Hz ,并且在不同肌肉部位表现的信号频率

值会存在一定差异。

1.1.2 数据集介绍

(1) HuGaDB 数据集

HuGaDB 数据集是用于可穿戴惯性传感器网络活动识别的人体步态数据库, 包括对综合运动的持续记录, 例如走路、跑步、上下楼梯、坐下等; 数据是从身体可穿戴惯性传感器收集, 传感器位于左右大腿, 小腿和脚六个部位。同时在股四头肌部位处由两个肌电传感器来测量肌肉活动。该数据集从 18 名参与者收集了 2111962 个样本, 动作数据时长 10 小时。参与者进行了多种活动并被连续记录。其中每个参与者进行以下活动: 从坐姿开始, 坐-站起来-走路-上楼梯-走路-坐下。每个文件的数据有 39 列。每列对应一个传感器, 前 36 列对应惯性传感器, 接下来的 2 列对应肌电传感器, 最后 1 列对应活动动作 ID。由于下肢肌电公开数据集稀少同时数据采集标准的不唯一, 使得数据集的构建难度较高。但由于该数据集在动作划分和采集上较为标准和清晰, 因此 HuGaDB 数据集仍然可以应用在下肢体肌电动作研究。

(2) Ninapro 数据集

Ninapro 数据集是一个公开的多模式手部动作研究数据集, 该数据集包含 100 多个数据采集, 分为 10 个数据集, 每个数据集包含肌电图数据。Ninapro 数据集在肌电研究方面被国内外研究者广泛使用, 尤其是国内学者的绝大多数肌电研究数据集都是基于 Ninapro 完成。虽然该数据集是基于手势肌电动作的研究, 但其数据和动作的完整和可靠性为下肢动作肌电研究提供了重要的参考价值。研究者们通常会借鉴该数据集采集和设计的标准从而应用在下肢体肌电数据的采集和研究中。

(3) 其它数据集

除了上述公开数据集外, 大多数研究者基于下肢不同动作和应用设计的实际需求往往会选择使用自采肌电数据集。如 MEYER^[13]等人在对表面肌电下肢体行走运动研究时, 采用的是来自美国国立卫生院网站公开的人体行走肌电数据集。该数据集是在跑步机上以 5 种不同的速度记录相应步态动作, 数据集包括运动捕捉数据, 地面反作用力数据, 16 个肌群的表面肌电信号数据。ZHOU 等人^[14]在研究表面肌电数据确定日常行走动作识别研究中, 使用可穿戴传感器记录了 18 名参与者的四种不同状态活动的动作肌电数据, 最

后, 对 4 个具有多种特征组合的分类器进行了分类处理。综合对比分析由于肌电公开数据集的稀缺以及下肢动作分类多样性的设计需求, 基于自采数据集的设计更加灵活方便, 符合实际需求。但数据量小, 采集标准不统一造成的数据权威性问题的思考解决。

1.2 表面肌电信号采集

1.2.1 肌电信号采集介绍

肌电信号(electromyography, EMG)是指测量引发肌肉收缩的电信号, 并反映肌肉的伸缩程度。其在医疗、康复、运动科学等诸多应用科学领域中广泛使用。肌电信号有两种采集方式, 一种是非侵入性, 另一种则是侵入性采集。采用非侵入式方法需要在肌肉表面贴上电极, 这种收集方式称为表面肌电采集, 表面肌电信号是上皮肤表面的肌肉组织收缩产生的微小电流。综合表面肌电原理和特点得知: 表面肌电具备无创伤、不侵入的特点, 可以很好的反映肌肉运动的特性, 因此使用较为广泛。但由于表面肌电信号置于皮肤表面采集导致其存在无法记录深层肌肉的缺陷。采用侵入式的肌电采集需要将探针直接插入相应的肌肉来记录对应的肌电信号。侵入式肌电信号采集示意图如图 3 所示。肌内肌电是一种侵入性的方法, 但是其在临床应用、意图预测、智能机器人设备等被广泛应用^[15-17]。例如 KWON 等人^[18]采用侵入式针状电极采集肌电信号用来评估神经肌肉疾病, LEWIS^[19]等人采用自研侵入式肌电采集设备采集臀浅肌处肌电信号进行肌肉活动特性研究。对比非侵入式采集的表面肌电信号, 侵入式方法可以获取更深层肌肉的肌电信号, 同时信号质量一般高于表面肌电信号。但侵入肌电采集方式由于侵入肌肉内部往往会对研究对象造成一定损伤, 同时也会伴随内部肌肉其它因素影响等。

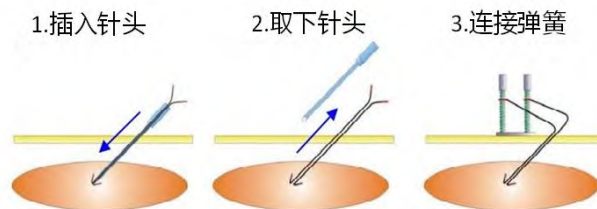


图3 侵入式肌电信号采集

Fig.3 Invasive EMG signal acquisition

1.2.2 下肢体表面肌电信号采集方案

目前下肢体表面肌电的动作研究面临的难题之一是缺少相关下肢体肌电信号数据集,这使得难以通过深度学习的方法来训练模型。通过大量文献分析发现国内外学者大都通过自采下肢体肌电信号数据完成模型的训练和动作的识别预测。由于不同肌电采集设备存在一定程度的差异,同时研究人员在相关采集实验上所选择的采集部位、采样频率和环境要求等都各不相同。而相关参数通常需要耗费很大的人工成本去完成筛选。表 1 总结了目前研究中常见的下肢体肌电信号采集方案。在下肢体表面肌电信号采集的过程中,研究者会关注与其相关的部位。下肢体运动控制的关键部位是股四头肌(股直肌、股外侧肌、股内侧肌和股中间肌)^[20-21],因此绝大数研究者采集下肢肌电信号主要集中于股四头肌^[22-23],而有关采集设备、通道数目、采样率和环境要求往往存在一定的差异。由表 1 分析知,下肢体肌电信号采集主要采用 4 或者 8 肌电信号传感器,采样率控制在 1kHz 到 2kHz 之间,采集部位集中在股四头肌部位。在信号采集前通常尽可能清洁皮肤以减少不必要的信号干扰。同时 JARAMILLO 等人^[6]通过对比 65 种表面肌电采集方案得出的结论与上述总结趋于吻合。值得注意的是部分学者仍存在不同意见,如 TOLEDO 等人^[24]研究了下肢不同数量肌电信号采集通道数对实际分类的影响,总结出使用 3 或 4 通道可以达 90%以上的准确率,逐步增加通道数目往往无法增强识别精确度。

综上所述,在实际的下肢体肌电信号采集过程中,采集部位选择在股四头肌,采样率控制在 1000-2000Hz,采集前需要清洁皮肤。而对于肌电采集的传

感器通道数和其它相关参数需要根据实验要求灵活调整。

1.3 下肢表面肌电信号处理

1.3.1 肌电信号干扰与去噪处理

表面肌电信号是一种复杂的生理电信号,其特点是随机性和背景噪音都较强,因此表面肌电信号极易受到干扰^[30]。影响表面肌电信号的因素有很多,常见的干扰因素有以下几方面:(1)电极放置位置:表面肌电电极放置位置的选择非常重要,是影响信号的主要元素之一。不同电极放置位置产生的表面肌电振幅差异较大,而正确的采集位置才会达到最佳结果。(2)肌肉串扰:在采集表面肌电信号时,经常会受到其它肌肉影响。即使将电极放置在相应肌肉上,信号仍然存在被附近肌肉影响的可能。(3)运动伪影:运动伪影来自电极与皮肤之间的接触。产生运动伪影的原因主要有两种。一种是当肌肉收缩和放松时肌肉的长度和横截面发生变化而引起皮肤的拉伸和放松,导致皮肤电极的电化学平衡发生变化。第二种是当肌肉产生一个力脉冲或从外部施加到身体上的力脉冲;该脉冲会被转移到电极上从而产生运动伪影。(4)环境噪声:环境噪声包括工频干扰和电缆伪影等。由于电磁辐射在环境中几乎无处不在,因此其对表面肌电信号存在一定的干扰。(5)基线噪声:基线噪声属于电化学噪声,其通常由电极和皮肤中盐的离子交换而产生。基线噪声的大小与电极电阻的平方根成正比,因此可以通过增加电极的表面积来减少噪声。

表 1 下肢体表面肌电信号采集方案

Table 1 Acquisition scheme of electromyographic signal on the surface of lower limbs

文献	采集设备	通道数	采样率	采集部位	特征值
ZHANG 等 ^[11]	Fleomp	10	2kHz	股直肌、股外侧肌、半腱肌、大腿股肌	均方根
SHI 等 ^[25]	BiometricSUK	8	2kHz	股二头肌、半腱肌、股直肌、股内侧肌	小波基函数
WANG 等 ^[26]	Noraxon	8	1.5kHz	股直肌、股斜外侧肌、股内侧斜、股二头肌、半腱肌、胫前肌、腓肠肌、外侧肌、和腓肠肌内侧	均方根、自回归模型和波形长度等
YAO 等 ^[27]	Delsys's Trigno wireless sensor	8	1kHz	股内侧肌、长内收肌、半腱肌、股直肌	均值、均方根、波形长度
TOLEDO 等 ^[24]	STM32F103C8	4	1.2kHz	胫骨前肌附近	平均绝对值、零交叉、波形长度等

KYEONG 等 ^[28]	Trigno	4	2kHz	股内侧肌、腓绳肌、胫前肌、腓肠肌、股直肌	平均绝对值和零交叉等
HU 等 ^[29]	自制设备	4	1kHz	股直肌、腓肠肌内侧、腓肠肌外侧	未详细介绍

肌电信号的有效去噪对后期信号的研究与动作识别发挥着重要的作用。通过对大量参考文献整理与研究总结：肌电信号去噪方案分为信号采集前与采集后处理。肌电信号采集前的处理主要指采集部位的清理与电极位置的正确放置。大多数初学者最容易忽视信号采集前的处理导致肌电信号受到未知噪音干扰。其中采集部位的清理主要指去除表皮毛发与死皮。采集部位毛发的去除可以有效提高电极的附着力，而去除表面死皮可以有效缓解高阻抗干扰。电极位置的正确放置同样重要，电极放置通常选择在采集部位的肌腹中部。肌电信号采集后的去噪处理主要包含滤波和小波去噪。基于高通滤波器和低通滤波器可以滤除低频和低频噪声的特性，因此二者经常结合其它滤波器用于肌电信号去噪。例如王静^[31]在高通和低通滤波器基础上使用陷波滤波器；同时结合 IIR 零相移数字滤波器纠正基线漂移。而吴平平^[32]在经过高通和低通滤波过滤后，使用二阶巴特沃斯带通滤波器对信号再次过滤。结果显示经过滤波后的信号噪声和运动伪迹明显减少。随着研究的不断发展，部分学者基于小波去噪进行信号处理。小波去噪是以小波变换分析为基础，将时域内的一维信号转换到时频域的二维信号再对非平稳信号进行时频域分析，其可以很好的对信号局部瞬态进行分析^[33]。例如 HUSSAIN 等^[34]基于小波完成信号去噪处理同时验证了其良好的去噪效果。值得注意的是部分学者对小波去噪进行了优化改进。例如 SUN 等^[35]使用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)结合小波阈值的方法对肌电信号进行处理，实验结果证明其提出的新方法优于传统小波去噪。ZHANG 等^[36]将小波去噪与二阶全变分去噪(total variation denoising, TVD)相结合，进一步提高了信号去噪的效果。值得注意的是部分研究者提出：原始肌电信号记录了非常重要的肌肉动作信息，它是反映和记录肌肉神经信息的第一客观要素。在信号去噪处理中不应过度依赖滤波器和其它处理方式，这往往会影响信号本质的特征反映。

综合分析知，肌电信号极易受到各类噪声因素干扰，因此对其进行去噪处理是十分有必要的。信号采集前有效的皮肤清洁与电极位置正确放置可以一定程度减少部分干扰；同时结合信号滤波与小波去噪等

方式可以有效缓解噪声干扰。值得注意的是原始肌电信号保存着重要的肌肉运动信息与特征，因此信号去噪处理不应过度依赖滤波器等。

1.3.2 肌电信号分割

在获取下肢肌电信号特征值和分类模型前，需要对采集的信号进行预加工处理以获取统一的数据格式。由于肌电信号从开始到结束的长度是不固定的，并且采集信号的过长输入会影响识别的精度^[37-41]，因此对肌电信号做数据分割是十分有必要的。ZHOU 等人^[42]在一项步态研究中指出，肌电信号通过滑动窗口处理后识别率会更高。常见的数据切割算法有重叠滑动窗口和非重叠滑动窗口^[14]。非重叠滑动窗口将肌电信号分割成许多连续的段，分割后的数据总段数是原始数据的总长度与固定窗口宽度的比值。而重叠滑动窗口的设计是在每个新时间窗口基础上向时间方向滑动一个小于窗口宽度的固定增量。由于不同长度窗口与重叠距离组合产生的效果存在一定的偏差，这往往会影响实际的数据预测效果。例如 AI 等^[43]使用重叠滑动窗口进行数据分割并提出窗口长度为 500ms 且滑动距离为 125ms 时精度最好，当分析窗口从 125ms 逐渐增加到 250ms 时，识别率虽然显著提高但系统的处理延迟也相应增加。ZHOU 等^[42]调查了滑动窗口对肌电信号模式识别方面效率的影响，发现其对不同机器学习预测模型的识别率存在一定影响。相似的是 MENG 等^[44]通过模型对比验证了滑动窗口大小为 80ms 时结合支持向量机(support vector machine, SVM)可以有效的提高识别率。随着研究的不断深入，部分研究者发现不同滑动窗口的设计对在线肌电信号识别有着较大的影响。在线肌电信号识别问题一直是研究的重点，其设计流程主要包含以下步骤：首先通过肌电传感器实时收集采集到的肌电信号；其次通过串口等方式将采集到的信号传输到上机位；最后上机位经过读取肌电数据、数据预处理、数据分割、特征提取、分类器处理、显示结果等操作完成在线肌电信号识别和预测。研究发现：在处理在线肌电信号识别问题上，相对于非重叠滑动窗口，重叠滑动窗口的数据信息更细致丰富。例如郑海鹏^[45]等在处理在线肌电信号识别时为了解决连续采集过程中划分活动段和特征提取问

题,选择重叠滑动窗口进行数据的分割,最终实现了在线肌电信号处理过程。汪胜佩^[46]等为了提高在线肌电信号识别预测精确度,使用重叠滑动窗口进行数据的处理,最后证明了该方法的有效性。综上所述,实时肌电信号识别预测采用重叠滑动窗口的数据处理方式是十分有效的。

综合分析知,在进行下肢肌电信号数据分割时选择滑动窗口,可以有效提高动作分类准确率。同时考虑到肌电信号在采集方式和预处理上存在一定差异,并且随着滑动窗口大小超过一定范围时系统处理延迟也会随之增加。因此窗口长度和滑动距离的选择需要做对比验证,从而获得更高精度的实验数据。

2 下肢肌电特征提取研究

为了更好地反映肢体运动特性信息,研究者致力于探索更完善的肌电特征提取方案。当前表面肌电的特征提取主要分为基于单特征值提取和基于多特征值融合的特征提取。基于此,本节将从大量参考文献中分析并总结有关肌电特征提取发展和改进的方案。

2.1 单特征值提取方案

特征值的有效选择对于肌电识别预测结果有着较大的影响。基于此,研究人员提出了众多基于单特征值的选择方案。例如 SAMUEL 等人^[47]基于时域提取简单,且在低噪情况下具备较好的分类识别效果,选择时域分析中的均方根作为特征提取,最后平均分类准确率为 $92.00\% \pm 3.11\%$ 。时域特征值提取方便,可以很好地完成识别,因此经常作为肌电信号特征值提取的选择方案。但其仍存在抗干扰性差,缺少频段信息等缺陷。为了克服时域信号的缺陷, QURAISHI 等人^[48]采用改良的时域特征值提取进行评估,对比传统的时域特征,改良后的时域特征一定程度上提高了稳定性。而 HAJIAN 等人^[49]等直接选择频域分析的中位数频率作为特征提取去克服时域干扰性差问题。虽然频域分析可以很好的解决时域干扰性差等问题,但频域通常由快速傅里叶变化实现,存在操作复杂问题。基于此,部分研究者选择基于时频域分析进行特征提取,如 ZHANG 等人^[11]通过时频域分析的小波系数进行踝部肌肉活性判断。结果证明,基于时频域的特征值可以较好判定不同踝部肌肉活性程度。相同的 CHAI 等人^[50]基于时频域特征提取目标肌肉信号,也证实了这一观点。值得注意的是,伴随单特征提取的不断发展,部分学者在传统单特征值提取的基础上不

断改进和优化,提出了更新的设计理念。例如 TUNCER 等人^[51]提出了一种基于三元模式和离散小波的迭代特征提取方法。通过采集数据集在 k 最近邻(k nearest neighbors, KNN)分类器进行比较验证,结果显示改进的离散小波迭代特征提取识别效率优于传统特征提取。而 SHE 等人^[52]提出了一种基于斯托克韦尔变换(stockwell transformation)的新时频分析方法,以提高前臂肌电信号的手部运动识别精度,最后基于人工神经网络(approximate nearest neighbor, ANN)的多层感知器(multilayer perceptron, MLP)用于识别手部运动。实验结果表明,与小波变换和功率谱密度方法相比,所提出的基于斯托克韦尔变换分析方法的特征提取可以有效提高手部运动识别精度。

综合分析,在表面肌电特征提取方案中,基于单特征值的提取方式具备复杂度程度低,运算时间短,特征易优化等优点。因此当肢体动作简单且运动场景固定时,基于单特征值提取是十分适用的,而随着动作复杂程度增加且场景不再单一时,单特征提取往往存在一定的缺陷。

2.2 多特征值融合提取方案

随着研究的不断深入,单特征提取所包含的信息往往不能满足既定的要求。为了更全面地反映下肢体的特征指标,选择多特征值融合的特征提取是十分必要的。与单特征值相比,多特征值融合的提取方式更全面的反映了肢体肌肉的运动效果,并且弥补了单一特征存在的缺陷。方法进行特征提取。例如 Toledo 等人^[24]使用平均绝对值、零交叉点、波形长度等对肢体特征值进行分析,这些特征组成的特征向量较好地反映了实际预测效果。Zhao 等人^[53]使用均方根、绝对值、方差、波形长度和中位数频率进行了比较,提出了一种基于统计学的特征选择方法来选择特征子集,然后将识别出的特征输入高斯过程回归模型,以估计运动障碍的水平。该方法验证了其评估运动障碍的可行性。对比单特征值提取,多特征值融合的提取方式增加了更多特征信息,提高了实际识别预测效果。与此同时 Junior 等人^[54]提出多特征值融合存在特征复杂度过高现象,降低其复杂度过高是首要问题。为解决多特征值融合复杂度过高问题, Lü 等人^[55]在研究手势肌电信号预测时为每个动作提取了一个六维的特征向量。为了减少计算量并降低特征空间的维数研究团队采用主成分分析(principal component analysis, PCA)进行特征缩减并将自组织映射(self-organizing map, SOM)

方法结合径向基函数(radial basis function, RBF)网络完成动作识别预测,最后验证了该方法具有更高的分类准确率和更强的泛化能力。而 Rabin 等人^[56]采用主成分分析法和扩散映射(diffusion map, DM)对提取的 5 个特征值进行降维对比,通过结合 KNN 进行识别预测,结果显示 DM 的降维效果优于主成分分析法,同时证明了经过降维的多特征值融合处理不仅可以反映动作的多维特征,而且预测效果也分可观。

综上所述,特征值的选择对表面肌电研究有十分重要的作用。当动作类别较为简单且运动场景表现较为单一时,可选择单特征值提取。随着动作类别的增加且场景变化较为明显时,基于多特征值融合的特征提取可以充分发挥其优势。因此在未来复杂多变的应用场景下,基于多特征值融合的特征工程研究具备很好的发展前景。基于特征值提取方式的比较如表 2 所示。

表 2 特征提取方案的总结
Table 2 Summary of Feature Extraction Schemes

文献	特征值选择	解决问题	缺陷
SAMUEL 等 ^[47]	时域信号	时域特征提取简单,便于操作	抗干扰差
QURAISHI 等 ^[48]	改进的时域信号	提高时域信号稳定性	缺少频段信息
HAJIAN 等 ^[49]	频域信号	克服时域干扰性差,无频段信息缺陷	不能反映频率随时间的变化
ZHANG 等 ^[11]	时频域的小波系数	更全面反映肌电特征	操作复杂
TUNCER 等 ^[51]	改进的离散小波	特征提取的识别效率提高	改进较为复杂
SHE 等 ^[52]	基于斯托克韦尔变换的时频分析	提取更精确的特征值	需要引入斯托克韦尔变换
ZHAO ^[53]	使用均方根,绝对值,方差等多特征值提取	增加更多特征信息	特征复杂度过高
LV 等 ^[55]	主成分分析法结合六维特征向量	增加更多特征信息同时,降低特征复杂度问题	操作难度高

3 预测模型的分类和应用

分类模型的选择是下肢动作预测研究中至关重要的步骤。近年来,研究者借助机器学习和深度学习模型进行肌电实验数据分析,这一定程度上促进了下肢体表面肌电的研究。如下将归纳有关机器学习和深度学习在表面肌电上的进展和具体应用。

3.1 传统机器学习的预测模型

伴随机器学习的不断发展,人们企图通过从大量数据中挖掘出其中隐含的规律并用于预测或者分类,当前基于机器学习的识别预测已经应用到各个领域。基于机器学习的表面肌电研究也得到了充分的发展,例如段有康等^[57]使用支持向量机分类方法对下肢体运动进行预测分析,相比于传统方法获得了更高的关节角度预测精度和更短的训练时间。Zhang 等人^[11]采用多层前馈神经网络(back propagation, BP)神经网络对下

肢体髋关节、膝关节、踝关节等三个关节角度进行识别预测,最终验证该方法对肌电图和脊髓损伤患者的关节角度估计均有良好的识别预测性能。Chen 等人^[58]基于表面肌电图非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization, NMF)的肌肉协同作用分析,采用随机森林分类器来识别运动。结果显示基于 NMF 的表面肌电分类器在下肢运动识别方面具有良好的性能,同时也为临床应用膝关节病理诊断提供了一个有吸引力的解决方案。综合分析,传统机器学习模型在轻量级肢体动作预测上有不错的效果。值得注意的是,当下肢体动作分类精度逐步提升或处理连续运动预测时,传统机器学习模型的识别预测往往不能保持很好的效果。为了解决这一难题,Shi 等人^[25]提出了基于比例无迹卡尔曼滤波器(scale unscented transformation kalman filter, SUKF)和神经网络结合的方法可以增强分类预测精度,这一定程度上提高了下肢体运动分类精度,最后实验平均准确率达 93.7%。同时隋修武等人^[59]提

出一种基于改进的 MPSO-SVM(modify particle swarm optimization algorithm optimize the svm)算法,使用改进后的 MPSO 算法对 SVM 算法的参数进行最优化处理,并建立连续运动预测模型,预测效果明显优于 SVM 和 BP 神经网络。分类模型的改进一定程度上促进了下肢体运动分类预测精度。但预测模型的处理时间同样是一个参考标准,部分模型预测精度较高,但忽视了模型的响应时间。基于此,Xie 等人^[60]使用黄金分割算法优化的广义回归神经网络(golden section generalized regression neural network, GS-GRNN)实现人体下肢关节角度预测。为了提高不同步态阶段的预测精度,研究者在输入端添加足底压力信号从而让预测结果与实际数据之间的误差减小。结果显示与 BP 神经网络预测结果相比,GRNN 的处理时间短并且预测精度高。而 Zhang 等人^[61]结合粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和列文伯格-马夸尔特算法(levenberg-marquardt, LM)方法用于优化 BP 网络,解决与低标准 BP 网络的收敛速度和局部最小值。实验结果证明,此方法有效提高了网络的收敛速度和目标动作的识别率,证明了训练系统的有效性。

综合来看,在下肢体表面肌电识别预测应用中,传统机器学习分类算法具备识别效率高和相对易改进等优点从而备受研究者关注。随着肢体特征维数以及分类动作数据集增多时,往往需要对预测模型进行增强和优化,这需要耗费大量精力。因此在研究轻量级肢体动作分类预测时采用传统机器学习预测模型是不错的选择方案,随着肢体分类动作逐步增多时需要做进一步考虑。

3.2 深度学习的预测模型

深度学习是一个复杂的机器学习算法,应用深度学习可以避免特征工程的提取,极大地简化了应用和识别过程。深度学习在搜索技术、数据挖掘、机器学习以及其他相关领域都取得了丰富的成果^[62-63]。基于深度学习的下肢体动作识别预测已经成为当下研究的热点,越来越多的研究人员设计了基于深度学习的表面肌电下肢体动作识别预测模型。例如 MORBIDONI 等人^[64]基于表面肌电的姿势摆动分类的深度学习方法,并在步行条件下预测人体运动行为,其识别的平均分类准确率为 94.9%。WANG 等人^[26]将多通道表面肌电信号映射到人体下肢体运动,然后构建具有卷积神经网络和循环神经层的多分支神经网络(model-based neural network, MBNN),该网络使用提取的特征和原始数据作为输入来分析人体运动。实验结果表明此方法的平

均分类精度可以达到较高的水平。CHEN^[65]等为了解决多分类动作下肌电信号识别精度不佳问题选择基于多流融合策略对双向长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)模型进行改进,结果表明改进的模型识别精度显著提升同时具备更低的应用成本。而 WEI^[66]等将表面肌电特征集与基于(chaotic neural network, CNN)的深度学习模型相结合,提出一种新的多视图卷积神经网络框架。该网络模型设计的框架由两部分组成,在第一部分通过多流 CNN 并行构建表面肌电多视图表示,并提出一种高性能的试图构建策略,从经典特征集中选择最具辨别性的视图进行后期识别。在第二部分中通过融合前期和后期组成的视图聚合网络融合学习并证明了其优于单试图识别方法。值得注意的是部分学者基于表面肌电易受干扰的特点提出结合深度学习方法识别并检测肌电信号中存在的运动伪影或高斯噪声等。例如 MACHADO^[67]提出使用长短期记忆网络 LSTM 结合 RNN 循环神经网络融合的训练模型完成噪声数据的鉴定。结果显示:超过 95% 的污染物可以被鉴定出来,证明其具备不错的识别和可用效果。随着研究地深入,部分研究者为了克服肌电信号在结合深度学习模型时易受各类因素干扰而采用改进模型,例如 XIA 等人^[68]提出结合卷积神经网络和循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的深层架构可以有效地降低信号干扰。实验在 8 名健康受试者中测试了用于同时和成比例估计肢体运动的模型,并将其与支持向量回归(support vector regression, SVR)和 CNN 在同一数据集上进行了比较。结果显示,提出的新模型具有更高的估计精度和更好的时间鲁棒性。相同的是 AMERI 等^[69]为了解决肌电信号易受皮肤阻抗等因素而缺乏鲁棒性提出一种基于卷积神经网络 CNN 的迁移学习(transfer learning, TL)的新型监督适应方法。该方法利用 TL 可以解决分类和基于回归模型中训练时间短而导致校准数据不足的问题。结果表明,所提出的 CNN 结合 TL 的方法为适应外部因素提供了实用的解决方案同时提高了肌电信号模式识别的鲁棒性。为了减少肌电信号在训练过程中存在的过拟合现象,SHIM 等^[70]引入了单流多状态动态贝叶斯网络(single stream multi-states dynamic bayesian network, SM-DBN)模型,同时采用遗传算法(genetic algorithm, GA)进行优化。实验结果证明相对于深度置信网络(deep belief network, DBN)其收敛时间和训练周期更短,有效降低过拟合的风险。随着表面肌电识别预测的不断发展,各项研究证明表面肌电动

作实时性预测一直是个难点问题^[71-73]。基于此, WARIS^[74]等基于人工神经网络(artificial neural network, ANN)对肌电数据进行训练测试,同时结合吞吐量、完成率、路径效率等作为性能评估指标。结果表明此设计方案可以很好的完成实时肌电信号的评估和实用。GUO 等^[75]为了研究实时肌电设备识别的可能,选择设计轻量级卷积神经网络(light-weight chaotic neural network, Lw-CNN)并将该模型通过离线和在线测试。结果证明 Lw-CNN 在肌电识别意图方面表现良好,同时可以完成对商业机械臂的实时控制。WEN 等^[76]使用高密度肌电信号和尖峰序列来训练深度 CNN,最后通过实验数据预测证明使用深度 CNN 可以准确识别

高密度肌电信号的相关活动,同时保证了其在辅助设备具备较低的延迟性。

综上所述,深度学习的引入使得表面肌电下肢体动作识别预测节省了一定的成本,并且实际预测精度也是十分可观的。相比于传统模型和机器学习模型,当肢体动作分类较多时,深度学习模型更具优势。但深度学习算法模型的设计难度较大,相关技术还需在下肢表面肌电等方面进行不断探索,特别是动作精度和实时性预测问题。基于深度学习的表面肌电预测模型总结如表 3 所示。

表 3 基于深度学习的表面肌电方法总结

Table 3 Summary of surface EMG methods based on deep learning

文献	解决问题	应用模型	改进方法	实现结果
WANG 等 ^[26]	解决步态相位识别和关节角度预测	MBNN	基于多特征结合的 MBNN	提高预测精度,促进步态相位和关节角度应用
WEI 等 ^[66]	解决稀疏多通道表面肌电效果不佳	CNN	基于 CNN 的多视图卷积神经网络,结合多特征视图融合	提出的多视图框架在单模态和多模态表面肌电上识别都有不错的提升
MACHADO 等 ^[67]	解决识别肌电信号存在的噪音和运动伪影等干扰	LSTM-RNN	在隐藏层将 LSTM 与 RNN 相结合	污染物和噪声可以高效的识别
XIA 等 ^[68]	解决肌电信号在噪声干扰下存在精确度偏低和鲁棒性差问题	CNN-RNN	CNN 与 RNN 结合,进一步提高识别效果	优化网络结构,提高肌电信号识别准确度和鲁棒性
AMERI 等 ^[69]	解决肌电信号在外界干扰因素下缺乏鲁棒性	CNN-TL	基于 CNN 迁移学习的新型监督适应方法	提高肌电信号识别系统的鲁棒性
SHIM 等 ^[70]	解决肌电信号模型训练存在过拟合风险和训练周期长	SM-DBN	基于 DBN 快速贪婪学习算法优化网络结构	缩短网络训练周期,降低过拟合的风险
CHEN 等 ^[65]	解决多动作类别下识别精确度问题	双向 LSTM	基于多流融合策略对网络模型改进	提高网络识别精度和更低的应用成本
WARIS 等 ^[74]	解决肌电信号实时性评估预测	ANN	ANN 结合实时性参数评估	提高肌电信号实时预测的准确度

4 结束语

本文对表面肌电下肢体动作识别预测在数据采集,信号处理,特征提取和预测模型四个方面进行了综述。表面肌电在下肢体动作行为预测及其应用领域体现出重要的研究价值,具有重要的研究意义。但是肌电信

号的抗干扰性差以及在连续动作识别训练不太稳定等问题,使得肌电信号在下肢体动作研究中仍然面临许多困难和挑战。本文对下一步待解决的问题与研究做出如下总结:

(1)数据量过少。当前下肢肌电信号的公开数据集是十分匮乏的,大部分相关实验都是基于个人采集少

量动作完成,而且下肢体动作数据集的获取涉及隐私安全问题,这些都导致数据集的获取较为困难。少量的数据集会导致训练模型出现过拟合现象,影响实际的下肢动作预测精度。为解决此问题,可以学工结合,加强研究者与专业工程领域的合作交流,进一步搜集相关数据,对现有的数据集可采取增强扩展。

(2)抗干扰性差。由于肌电信号的随机性和背景噪声干扰较强,因此极易受到各类干扰。噪声和环境干扰对肌电识别研究有着较大的影响。当前国内外研究者在肌电信号干扰研究与处理上大都基于滤波设计和小波去噪的方式进行噪声的过滤。此方式在一定程度上可以较少信号的干扰,但其同时潜在的对肌电信号关键信息造成一定损伤。为解决肌电信号抗干扰性差与过度依赖滤波器和去噪对信号影响的问题,可以在肌电信号采集前进行规范化处理,如正确贴放电极、清洁皮肤、干扰源排查处理等;另一方面可以探索并设计更先进的滤波器和去噪算法,保障在去噪的同时最大化减少对肌电信号关键信息的损害。

(3)缺少实时性研究。当前国内外研究的实验多是离散数据,离散动作存在实时性局限,而连续的下肢体动作预测研究对实时性有较高的要求,离散数据无法直接应用于连续的下肢体动作预测研究。基于此问题,一方面可以通过改进肌电传感器的信号传输从而增强信号的实时性传递。另一方面可以探索新预测算法模型实现高水平实时性预测。

(4)网络计算高成本。当前预测精度与网络模型计算成本的平衡关系仍需探索。由上述改进工作可知,结合多模型算法可有效提升网络性能,但同时增加了网络计算量。对此可加强对轻量级网络的研究,以减小网络参数量,同时可以优化多特征值的复杂度从而以较低的成本完成识别预测。

参考文献:

- [1] OSHIMA A, NAKAMURA Y, KAMIBAYASHI K. Modulation of Muscle Synergies in Lower-Limb Muscles Associated With Split-Belt Locomotor Adaptation[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2022.
- [2] 雷东威,陈彬,雷静桃.穿戴式外骨骼机器人肌电信号采集与处理[J]. *计量与测试技术*, 2021.
- [3] 杜义浩,邱石,谢平,等.下肢康复机器人的自适应人机交互控制策略[J]. *自动化学报*, 2018, 44(4): 743-750.
- [4] DU Y H, QIU S, XIE P, et al. Adaptive Interaction Control for Lower Limb Rehabilitation Robots[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(4): 734-750.
- [5] HONG J C, YASUDA K, OHASHI H, et al. Optimal Assistance Timing to Induce Voluntary Dorsiflexion Movements: A Preliminary Study in Healthy Participants[J]. *Applied Sciences*, 2022, 2(4): 2248.
- [6] 张龙娇,曾晓勤.基于深度神经网络的sEMG手势识别研究[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 23.
- [7] ZHANG L J, ZENG X Q. Research on Gesture Recognition of sEMG Based on Deep Neural Network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 23.
- [8] JARAMILLO-YÁNEZ A, BENALCÁZAR M E, MENA-MALDONADO E. Real-time hand gesture recognition using surface electromyography and machine learning: A systematic literature review[J]. *Sensors*, 2020, 20(9): 2467.
- [9] XIONG D, ZHANG D, ZHAO X, et al. Deep learning for EMG-based human-machine interaction: A review[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(3): 512-533.
- [10] SUN YINGYING, JIA ZHENTANG, ZHU HAOYU. Survey of Multimodal Deep Learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(21): 1-10.
- [11] WANG J, WANG L, XI X, et al. Estimation and correlation analysis of lower limb joint angles based on surface electromyography[J]. *Electronics*, 2020, 9(4): 556.
- [12] KUANG Y, WU Q, SHAO J, et al. Extreme learning machine classification method for lower limb movement recognition[J]. *Cluster Computing*, 2017, 20(4): 3051-3059.
- [13] ZHANG F, LI P, HOU Z G, et al. sEMG-based continuous estimation of joint angles of human legs by using BP neural network[J]. *Neurocomputing*, 2012, 78(1): 139-148.
- [14] 刘万阳, 李晓欧. 基于虚拟现实的肌电-计算机接口技术[J]. *生物医学工程研究*, 2018, 37(2): 5.
- [15] LIU W Y, LI X O. Emg-computer interface technology based on virtual reality[J]. *Biomedical Engineering Research*, 2018, 37(2): 5.
- [16] MEYER A J, PATTEN C, FREGLY B J. Lower extremity EMG-driven modeling of walking with automated

- adjustment of musculoskeletal geometry[J]. PloS one, 2017, 12(7): e0179698.
- [14] ZHOU B, WANG H, HU F, et al. Accurate recognition of lower limb ambulation mode based on surface electromyography and motion data using machine learning[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 193: 105486.
- [15] SARTORI M, LLOYD D G, FARINA D. Corrections to “Neural Data-Driven Musculoskeletal Modeling for Personalized Neurorehabilitation Technologies”[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2016, 63(6): 1341-1341.
- [16] WONG C, ZHANG Z Q, LO B, et al. Wearable sensing for solid biomechanics: A review[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2747-2760.
- [17] Chowdhury R H, Reaz M B I, Ali M A B M, et al. Surface electromyography signal processing and classification techniques[J]. Sensors, 2013, 13(9): 12431-12466.
- [18] KWON H, RUTKOVE S B, SANCHEZ B. Recording characteristics of electrical impedance myography needle electrodes[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(9): 1748.
- [19] LEWIS S, HAHN M, KLEIN C, et al. Implantable silicone electrode for measurement of muscle activity: results of first in vivo evaluation[J]. Biomedical Engineering/Biomedizinische Technik, 2013, 58(SI-1-Track-O): 000010151520134368.
- [20] 李金铭.基于表面肌电信号的下肢康复机器人控制方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2013.
- LI J M. Research on controlling methods of lower limb rehabilitation robot based on sEmg[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [21] 史昊楠, 桂沛君, 徐大卫, 等. 健康青年下台阶时股内侧肌、股直肌和股外侧肌间的表面肌电变化[J]. 中国康复理论与实践, 2017, 23(10): 1162-1165.
- SHI W N, GUI P J, XU D W, et al. Surface Electromyography Changes of Vastus Medialis, Rectus Femoris and Vastus Lateralis during Stair Descent in Healthy Youth[J]. Chinese Journal of Rehabilitation Theory and Practice, 2017, 23(10): 112-1165.
- [22] 吴月峰, 李建华, 张芳, 等. 表面肌电结合三维步态分析观察脑卒中患者步行支撑相期下肢肌肉激活时序的研究[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2019, 41(6): 424-428.
- WU Y F, LI J H, ZHANG F, et al. Surface electromyography combined with three-dimensional gait analysis to observe the timing of lower limb muscle activation during the walking support phase in stroke patients[J]. Chinese Journal of Physical medicine and rehabilitation, 2019, 41(6).
- [23] 陈秀秀, 吴庆文, 郭子梦, 等. 镜像疗法对脑卒中偏瘫患者下肢肌肉表面肌电的影响[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2018, 40(12): 895-898.
- CHEN X X, WU Q W, GUO Z M, et al. Effects of mirror therapy on the surface electromyography of lower limb muscles in stroke patients with hemiplegia[J]. Chinese Journal of Physical medicine and rehabilitation, 2018, 40(12): 895-898.
- [24] TOLEDO-PÉREZ D C, MARTÍNEZ-PRADO M A, GÓMEZ-LOENZO R A, et al. A study of movement classification of the lower limb based on up to 4-EMG channels[J]. Electronics, 2019, 8(3): 259.
- [25] SHI X, QIN P, ZHU J, et al. Feature extraction and classification of lower limb motion based on sEMG signals[J]. IEEE Access, 2020, 8: 132882-132892.
- [26] WANG X, DONG D, CHI X, et al. sEMG-based consecutive estimation of human lower limb movement by using multi-branch neural network[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102781.
- [27] YAO T, GAO F, ZHANG Q, et al. Multi-feature gait recognition with DNN based on sEMG signals[J]. Math. Biosci. Eng, 2021, 18: 3521-3542.
- [28] KYEONG S, SHIN W, YANG M, et al. Recognition of walking environments and gait period by surface electromyography[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(3): 342-352.
- [29] HU F, WANG H, FENG N, et al. A novel fusion strategy for locomotion activity recognition based on multimodal signals[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 67: 102524.
- [30] WANG J, TANG L, BRONLUND J E. Surface EMG signal amplification and filtering[J]. International Journal of Computer Applications, 2013, 82(1).
- [31] 王静. 表面肌电信号在上肢康复训练中的应用研究[D]. 曲阜师范大学, 2019.

- WANG J. Application of Surface EMG signal in Upper limb rehabilitation training[D]. Qufu Normal University, 2019.
- [32] 吴平平, 徐剑华, 杜明家, 等. 基于单肌肉表面肌电-加速度融合的步态识别[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2020, 43(7): 884-889.
- WU P P, XU J H, DU J M, et al. Gait recognition based on Single muscle surface EMG-acceleration fusion[J]. Journal of Hefei University of Technology: Natural Science, 2020, 43(7): 884-889. (in Chinese)
- [33] 刘明君, 董曾寿. 基于改进小波变换的手臂肌电信号去噪算法的研究[J]. 电子技术应用, 2018, 44(3): 122-129.
- LIU M J, DONG Z S. Research on denoising algorithm of arm EMG signal based on improved wavelet transform[J]. Application of Electronic Technique, 2018, 44(3): 122-129.
- [34] HUSSAIN M S, REAZ M B I, IBRAHIMY M I, et al. Wavelet based noise removal from EMG signals[J]. Informacije Midem-journal of Microelectronics Electronic Components and Materials, 2007, 37(2): 94-97.
- [35] SUN Z, XI X, YUAN C, et al. Surface electromyography signal denoising via EEMD and improved wavelet thresholds[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2020, 17(6): 6945-6962.
- [36] ZHANG C, ZOU J, MA Z. Identification and Analysis of Limb Rehabilitation Signal Based on Wavelet Transform[J]. Traitement du Signal, 2021, 38(3).
- [37] LI X, TIAN L, ZHENG Y, et al. A new strategy based on feature filtering technique for improving the real-time control performance of myoelectric prostheses[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 70:102969.
- [38] JARRAH Y A, ASOGBON M G, SAMUEL O W, et al. High-density surface EMG signal quality enhancement via optimized filtering technique for amputees' motion intent characterization towards intuitive prostheses control[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 74:103497.
- [39] ZONG X, WANG F, SHE J, et al. Denoising Method for Surface Electromyography Signals Combining CEEMDAN and Interval Total Variation[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2022:1-20.
- [40] MA S, LV B, LIN C, et al. EMG signal filtering based on variational mode decomposition and sub-band thresholding[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 25(1):47-58.
- [41] VIJAYVARGIYA A, SINGH B, KUMARI N, et al. sEMG-based deep learning framework for the automatic detection of knee abnormality[J]. Signal, Image and Video Processing, 2022:1-9.
- [42] ZHOU Y, CHEN C, CHENG M, et al. Comparison of machine learning methods in sEMG signal processing for shoulder motion recognition[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102577.
- [43] AI Q, ZHANG Y, QI W, et al. Research on lower limb motion recognition based on fusion of sEMG and accelerometer signals[J]. Symmetry, 2017, 9(8): 147.
- [44] MENG L, PANG J, WANG Z, et al. The Role of Surface Electromyography in Data Fusion with Inertial Sensors to Enhance Locomotion Recognition and Prediction[J]. Sensors, 2021, 21(18): 6291.
- [45] 郑海鹏, 李玉榕. 基于双通道表面肌电信号的在线手势识别系统研究[J]. 物联网技术, 2022.
- ZHENG H P, LI Y R. Research on Online Gesture Recognition System based on Dual-channel surface EMG signal [J]. Internet of Things Technology, 2022.
- [46] 汪胜佩, 杨惠, 肖姝源, 等. 基于表面肌电信号的手腕动作意图在线识别方法[J]. 北京生物医学工程, 2013, 32(5): 467-471.
- WANG S P, YANG H, XIAO S Y, et al. Online recognition method of wrist motion intention based on surface EMG signal[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2013, 32(5): 467-471.
- [47] SAMUEL O W, ZHOU H, LI X, et al. Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67: 646-655.
- [48] AL-QURAISHI M S, ISHAK A J, AHMAD S A, et al. Classification of ankle joint movements based on surface electromyography signals for rehabilitation robot applications[J]. Medical & biological engineering & computing, 2017, 55(5): 747-758.
- [49] HAJIAN G, ETEMAD A, MORIN E. Generalized EMG-based isometric contact force estimation using a deep

- learning approach[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 70: 103012.
- [50] CHAI G, WANG Y, WU J, et al. Study on the recognition of exercise intensity and fatigue on runners based on subjective and objective information[C]// Healthcare. Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2019, 7(4): 150.
- [51] TUNCER T, DOGAN S, SUBASI A. Surface EMG signal classification using ternary pattern and discrete wavelet transform based feature extraction for hand movement recognition[J]. Biomedical signal processing and control, 2020, 58: 101872.
- [52] SHE H, ZHU J, TIAN Y, et al. SEMG feature extraction based on stockwell transform improves hand movement recognition accuracy[J]. Sensors, 2019, 19(20): 4457.
- [53] ZHAO K, WEN H, ZHANG Z, et al. Fractal characteristics-based motor dyskinesia assessment[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102707.
- [54] JUNIOR J J A M, FREITAS M L B, SIQUEIRA H V, et al. Feature selection and dimensionality reduction: An extensive comparison in hand gesture classification by sEMG in eight channels armband approach[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 59: 101920.
- [55] LV Z, XIAO F, WU Z, et al. Hand gestures recognition from surface electromyogram signal based on self-organizing mapping and radial basis function network[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102629.
- [56] RABIN N, KAHLON M, MALAYEV S, et al. Classification of human hand movements based on EMG signals using nonlinear dimensionality reduction and data fusion techniques[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149: 113281.
- [57] 段有康, 陈小刚, 桂剑, 等. 基于相位划分的下肢连续运动预测[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(1): 89-95.
- DUAN Y K, CHEN X G, GUI J, et al. Continuous kinematics prediction of lower limbs based on phase division[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2021, 55(1): 89-95.
- [58] CHEN J, SUN Y, SUN S. Muscle Synergy of Lower Limb Motion in Subjects with and without Knee Pathology. Diagnostics 2021, 11(8): 1318.
- [59] 隋修武, 石峰. 基于改进 MPSO-SVM 算法的下肢连续运动预测模型[J]. Journal of the Tianjin Polytechnic University/Tianjin Gongye Daxue Xuebao, 2019, 38(6).
- SUI X W, SHI F. Prediction model of lower limb continuous motion based on improved MPSO-SVM algorithm[J]. Journal of the Tianjin Polytechnic University/Tianjin Gongye Daxue Xuebao, 2019, 38(6).
- [60] XIE H, LI G, ZHAO X, et al. Prediction of limb joint angles based on multi-source signals by GS-GRNN for exoskeleton wearer[J]. Sensors, 2020, 20(4): 1104.
- [61] ZHANG X F, LI X, DAI J T, et al. The design of a hemiplegic upper limb rehabilitation training system based on surface EMG signals[J]. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, 2018, 12(1): JAMDSM0031-JAMDSM0031.
- [62] DE JESUS-RODRIGUEZ H J, MORGAN M A, SAGREIYA H. Deep Learning in Kidney Ultrasound: Overview, Frontiers, and Challenges[J]. Advances in chronic kidney disease, 2021, 28(3): 262-269.
- [63] XU Y, ZHOU Y, SEKULA P, et al. Machine learning in construction: From shallow to deep learning[J]. Developments in the Built Environment, 2021, 6: 100045.
- [64] MORBIDONI C, CUCCHIARELLI A, FIORETTI S, et al. A deep learning approach to EMG-based classification of gait phases during level ground walking[J]. Electronics, 2019, 8(8): 894.
- [65] CHEN Z, YANG J, XIE H. Surface-electromyography-based gesture recognition using a multistream fusion strategy[J]. IEEE Access, 2021, 9: 50583-50592.
- [66] WEI W, DAI Q, WONG Y, et al. Surface-electromyography-based gesture recognition by multi-view deep learning[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, 66(10): 2964-2973.
- [67] MACHADO J, MACHADO A, BALBINOT A. Deep learning for surface electromyography artifact contamination type detection[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 68: 102752.
- [68] XIA P, HU J, PENG Y. EMG-based estimation of limb movement using deep learning with recurrent convolutional neural networks[J]. Artificial organs, 2018, 42(5): E67-E77.

- [69] AMERI A, AKHAEI M A, SCHEME E, et al. A deep transfer learning approach to reducing the effect of electrode shift in EMG pattern recognition-based control[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2019, 28(2): 370-379.
- [70] SHIM H, AN H, LEE S, et al. EMG pattern classification by split and merge deep belief network[J]. *Symmetry*, 2016, 8(12): 148.
- [71] DE SILVA A, PERERA M V, WICKRAMASINGHE K, et al. Real-time hand gesture recognition Using temporal muscle activation maps of multi-channel sEMG signals[C]//ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2020: 1299-1303.
- [72] PANCHOLI S, JOSHI A M. Electromyography-based hand gesture recognition system for upper limb amputees[J]. *IEEE Sensors Letters*, 2019, 3(3): 1-4.
- [73] XIAO F, MU J, LU J, et al. Real-time modeling and feature extraction method of surface electromyography signal for hand movement classification based on oscillatory theory[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2022.
- [74] WARIS A, ZIA UR REHMAN M, NIAZI I K, et al. A multiday evaluation of real-time intramuscular EMG usability with ANN[J]. *Sensors*, 2020, 20(12): 3385.
- [75] GUO B, MA Y, YANG J, et al. Lw-CNN-based myoelectric signal recognition and real-time control of robotic arm for upper-limb rehabilitation[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 2020.
- [76] WEN Y, AVRILLON S, HERNANDEZ-PAVON J C, et al. A convolutional neural network to identify motor units from high-density surface electromyography signals in real time[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(5): 056003.