

腰部肌电信号数据采集与智能传感方式研究进展

冯景辉, 余宇, 习佳宁

引用本文:

冯景辉, 余宇, 习佳宁. 腰部肌电信号数据采集与智能传感方式研究进展[J]. 中国医疗器械杂志, 2024, 48(2): 119-125.
FENG Jinghui, YU Yu, XI Jianing. Research Progress in Data Acquisition and Intelligent Sensing Methods for Lumbar Electromyographic Signals[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2024, 48(2): 119-125.

<https://doi.org/10.12455/j.issn.1671-7104.240014>

收稿日期: 2024-01-08; 录用日期: 2024-01-08

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

便携式非特异性腰痛测量系统研制

Development of a Portable Chronic Non-specific Low Back Pain Measurement System

中国医疗器械杂志. 2021, 45(5): 473-478 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.05.001>

脑电信号分析方法及其应用

EEG Signal Analysis Methods and Their Applications

中国医疗器械杂志. 2020, 44(2): 122-126 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2020.02.006>

基于表面肌电信号的椎旁肌监测系统研制

Design of Paravertebral Muscle Monitoring System Based on Surface Electromyography

中国医疗器械杂志. 2019, 43(5): 318-321 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2019.05.002>

基于物联网的便携式心电信号模糊诊断仪器的设计

Design of Portable Fuzzy Diagnosis Instrument for ECG Signal Based on Internet of Things

中国医疗器械杂志. 2019, 43(5): 341-344 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2019.05.008>

动态心电信号中消除极化电压的数字滤波方法

A Digital Filtering Method for Eliminating DC Offset in Ambulatory ECG Signals

中国医疗器械杂志. 2019, 43(4): 252-254 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2019.04.005>

基于心电信号循环平稳特征的 cardiac 猝死识别研究

Identify Sudden Cardiac Death Based on Cyclostationary Characteristics of ECG Signal

中国医疗器械杂志. 2017, 41(5): 322-326 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2017.05.003>



微信公众号



网站二维码

为加快建设科技强国,实现高水平科技自立自强,精准把脉医学人工智能科技前沿发展趋势,进一步促进学术交流和产业合作,中国生物医学工程学会主办的“2023中国医学人工智能大会”已于2023年12月21—23日在浙江省杭州市举办。为提高数字医疗与人工智能在大健康领域中的影响力,本刊从大会推荐的论文中遴选若干优秀论文以专题形式集中发表于此,以飨读者。

编辑部

文章编号: 1671-7104(2024)02-0119-07

腰部肌电信号数据采集与智能传感方式研究进展

【作者】 冯景辉, 余宇, 习佳宁

广州医科大学 生物医学工程学院, 广州市, 511436

【摘要】 我国面临人口老龄化趋势,腰痛是老年人关注的神经肌肉类疾病症状。准确地分析腰痛的病因,对患者及时介入治疗和康复有重要意义。腰部肌肉电信号作为一种生物电信号,对其进行采集和分析是研究腰痛的重要方向。该文综述了不同类型传感器对腰部信号的采集方式,介绍了针电极、表面肌电电极和阵列电极的信号特点,概述了信号处理算法的使用情况,指出无线化传感和运用深度学习算法是发展方向,并对其进一步的发展提出展望。

【关键词】 腰痛; 肌肉电信号; 智能传感

【中图分类号】 TN911.7; R318

【文献标志码】 A

doi: 10.12455/j.issn.1671-7104.240014

Research Progress in Data Acquisition and Intelligent Sensing Methods for Lumbar Electromyographic Signals

【 Authors 】 FENG Jinghui, YU Yu, XI Jianing

School of Biomedical Engineering, Guangzhou Medical University, Guangzhou, 511436

【 Abstract 】 Population aging trend is taking place in our country, and low back pain is a symptom of neuromuscular diseases of concern in the elderly. Accurately analyzing the disease of low back pain is important for both timely intervention and rehabilitation of patients. As a kind of bioelectrical signal, the acquisition and analysis of lumbar electromyography (EMG) signal is an important direction for the study of low back pain. The study reviews the acquisition of lumbar EMG by different types of sensors, introduces the signal characteristics of needle electrodes, surface electromyography electrodes and array electrodes, describes the use of signal algorithms, points out that wireless sensors and the use of deep learning algorithms are the direction of development, and puts forward prospects for its further development.

【Key words】 low back pain, electromyography signal, intelligent sensing

0 引言

我国老年人口越来越多,人口呈老龄化趋势。2020年,全国60岁及以上老年人口达2.64亿,占总人口的18.7%,预计到2033年,60岁及以上老

年人口将突破4亿^[1]。老年人的健康问题越来越值得关注,国务院印发了《“十四五”健康老龄化规划》。随着年龄的增长,人体的骨骼、肌肉和韧带等组织逐渐退化,导致脊柱的稳定性下降,容易发生腰痛,所以腰痛是值得关注的老年人健康问题。

腰痛是人体常见的神经肌肉类疾病症状。有几种常见的疾病会导致腰痛,如脊柱侧凸、非特异性腰痛、腰椎间盘突出症等,这些疾病覆盖人群广,会影响人体活动从而降低生活质量^[2]。此外,化脓性脊髓炎、转移性脊椎肿瘤这些严重疾病会导

收稿日期: 2024-01-08

基金项目: 广州市科技计划项目(2023A04J0386); 广东省普通高校重点领域专项(2022ZDX2053); 广州医科大学科研能力提升计划

作者简介: 冯景辉, E-mail: 2023210682@stu.gzhmu.edu.cn

通信作者: 习佳宁, E-mail: xjn@gzhmu.edu.cn

致腰痛,如果治疗不及时会有感染、瘫痪甚至死亡风险^[3-4]。因此,准确分析引起腰痛的疾病,对患者及时介入治疗和康复都有重要意义。

腰痛主要体现在腰部肌肉电信号的异常,所以研究腰部肌电信号很重要^[5]。腰部肌肉电信号是人体微弱的生物电信号,采集腰部肌电信号需要用到相应电极。随着电极的发展,从有创的针电极到无创的表面电极、阵列电极,电极测量的时候人体舒适度不断提高,测量的信息量也越来越多,测量的注意事项也在变化,如皮肤准备、肌肉选择。同时,分析腰部肌肉电信号的算法也在不断发展,这些都能让我们更精确地分析腰部疾病,极大帮助腰痛患者的确诊和辅助康复。以下对腰部肌电信号采集和智能传感分析做系统综述。

1 早期腰部肌电信号采集和处理

为了研究患者腰痛的原因,获取有关腰痛的疾病数据,人们发现腰部肌电信号包含腰痛相关信息,采集和处理相关腰部肌电信号是重要的^[6]。腰部肌肉电信号作为一种生物电信号,一般使用电极采集该信号,并运用算法进行生物电信号分析,信号分析结果反映的是电极所测位置的肌肉情况,所以分析结果与电极检测肌肉范围有关。

1.1 有创针电极和线电极

腰部肌肉电信号非常微弱,如果测量时电极不刺入皮肤,那么将会淹没于大量噪声之中^[7]。为测得低噪声的肌电信号,使用针电极或线电极穿刺皮肤,直接刺入腰部肌肉。针电极为了刺入肌肉,其形状设计类似于针头,有时候是较细的针状物,常在需要更精细的信号记录位置或局部位置记录信号时使用^[8]。为减少患者被刺肌肉的不适感,常常使用柔软的线电极,它通常由细长的金属导线构成,更适合长时间监测,能够更灵活地安置。HOLOBAR等^[9]使用线电极测量肌肉收缩时的肌内肌电图,得到准确的肌肉电信号。

由于针电极和线电极能直接测得低噪声的生理电信号,所以它们在肌电图、视网膜电图、脑电图等生物电信号测量中均有应用^[10-12]。针电极可以插入肌肉组织,提供更精确和局部化的电活动信号,有助于诊断神经肌肉疾病,检测肌肉损伤或评估肌肉功能^[13]。线电极相对灵活柔软,通常比针电极更易于使用和更为舒适,适合长时间的监测和常规的临床应用。

1.2 早期信号分析

腰部肌肉电信号作为时序信号,很难直接用

肉眼看出这些信号的特点。通过对信号进行一些算法分析,可得到许多有用的数据特征。早期的肌电信号分析受限于存储空间和算力,且算法理论研究不够充分,分析方法比较传统。早期仪器用于捕捉肌肉收缩和放松时的电信号,记录的是原始的生物电信号。早期研究会原始肌电信号基础上进行滤波分析,以及通过递归定量分析、线性频谱分析提取信号特征^[14]。

(1) 递归定量分析:人体中腰部肌电信号每秒都在变化,显示肌电的这种变化是有意义的,递归定量分析作为一种在信号处理和数据分析领域常用的方法,用于研究时间序列数据中的模式、结构和动态性质^[15]。递归定量分析应用于肌电信号研究,有助于揭示与肌肉活动相关的生理和运动控制过程。

(2) 线性频谱分析:腰部肌电信号作为随时间变化的电信号,可以把信号从时域转成频域,分析得到更多不同的信号特征,比如频率特征和频谱内容^[16]。线性频谱分析作为一种用于分析信号频域的方法,通常用于将肌电信号分解为不同频率的成分或波段。在肌电信号研究中,线性频谱分析被用来研究腰部肌电信号的频率特征和频谱内容,有助于理解肌肉活动的特征、疲劳程度以及运动控制过程^[17]。

1.3 电极检测肌肉范围

通过电极检测和信号分析,我们得到相对应的分析结果,该结果所解释的对象即电极检测的肌肉。针电极穿透皮肤刺入肌肉进行肌电检测,所测范围仅为插入针接触部分的肌肉纤维,其覆盖范围相对有限。针电极并不会涵盖整个肌肉,它提供了对特定深度和位置下肌肉纤维的详细记录,而不同针插入位置和深度则代表检测至不同的肌肉部分^[18]。

随着患者对检测舒适度要求不断提高,研究人员通过清洁皮肤,使用表面肌电电极能测到较低噪声的腰部肌电信号^[19]。表面肌电电极是用于记录肌肉电活动的常见工具,它直接通过贴附在皮肤表面捕捉肌肉电信号,由于电极与皮肤接触面积较大,其检测范围会相对较广。因此,表面肌电电极捕捉到的肌肉信号覆盖相对大的肌肉区域,但由于没有插入肌肉,其信号并不会提供深层次的肌肉活动信息。

2 常规腰部肌电图学传感

针电极、线电极需要插入腰痛患者肌肉进行测量,常常引发患者的不适感,操作不当容易造成

感染，如今研究中越来越少用这种电极测量肌电。常规腰部肌电图学传感是一种无创、不用穿刺皮肤的传感，常常使用表面肌电电极。研究腰痛患者的腰部肌电信号，测得有效的数据是很重要的，传感器型号^[20]、皮肤准备、检测肌肉选择、传感器放置间距都是影响信号质量的因素^[21]。表面肌电电极是用于记录表面肌电图的重要设备，用于捕捉和测量肌肉电活动，由导电材料制成，贴附在皮肤表面以捕捉肌肉电信号，具有非侵入性和方便易用的特点。使用表面肌电电极测量腰部肌电信号，如图1所示^[22]。



图1 使用表面肌电电极测量腰部肌电信号^[22]

Fig.1 Measurement of lumbar electromyographic signals using surface electromyography electrodes^[22]

2.1 表面电极传感器

(1) 传感器型号：表面电极传感器在市面上产品大小不一、形状各异。在实验研究中如果传感器型号不统一，会造成实验误差，甚至会造成研究复现的失败。所以，控制表面肌电电极传感器的型号是有必要的。其中，传感器电极的大小、形状和贴合材料等会因制造商和应用场景不同而不同。大部分使用的是圆形电极，电极与皮肤之间用Ag/AgCl凝胶材料连接^[23]。

(2) 皮肤准备：人的皮肤表面有汗液、角质、皮毛、细菌等物质，这些物质对腰部肌电信号测量有很大的影响，使皮肤阻抗大大增加，如果不提前清理皮肤表面，直接用表面电极传感器测量肌肉电信号，会对肌电信号造成较大的电干扰，同时电极阻抗之间存在不平衡的风险，从而产生更大的共模干扰信号和更大的噪声。所以在连接电极和皮肤之前要进行皮肤准备，常见有剃须、用砂纸打磨和清洁皮肤等，一般接受低于10 kΩ的最大皮肤阻抗^[23]。

WEI等^[24]使用表面肌电测量屈伸比率，探究非特异性慢性下腰痛患者的临床应用，他们通过剃毛和打磨角质层，控制最大皮肤阻抗低于8 kΩ。

2.2 传感器放置位置

做好皮肤准备我们能够测得较低噪声的腰部表面肌电信号，但是不同肌肉包含不同的信息，针对哪些肌肉进行测量是有研究必要的。腰部肌电信号记录通常涉及一系列主要的肌肉，包括腰方肌、多裂肌、竖脊肌、腰横肌、髂肋肌等，这些肌肉对于腰部的支撑和姿势维持至关重要，大部分腰部肌电研究集中于多裂肌和竖脊肌^[25]。

(1) 多裂肌信号提取：多裂肌是位于脊柱周围的一组肌肉，主要起到稳定脊柱、维持脊柱姿势和提供支撑的作用，测量多裂肌的肌电有重要研究意义^[26]。对于测量多裂肌肌电，电极的摆放位置建议放在L2~L3和L4~L5棘间隙。

(2) 竖脊肌信号提取：竖脊肌是位于脊柱两侧的一组肌肉，支撑和稳定着脊柱，同时协助脊柱的伸展和侧弯动作，测量竖脊肌的肌电有重要研究意义^[27]。进行竖脊肌肌电测量时，摆放位置和方向对于准确记录肌电信号至关重要，传感器摆放方向顺着肌肉纤维摆放。HOFSTE等^[22]测量竖脊肌时，传感器放置在L2~L5、与腰中线相隔20 mm的位置。

2.3 常规腰部肌电信号特征

表面腰部肌电信号是随时间变化的电信号，用肉眼难以直接看出数据的特点，运用多种分析算法提取信号特征是必要的，常用到的信号分析包括时域分析、频域分析、非线性分析。信号时域分析的特征有平均整流肌电值^[28]、积分肌电值、肌电均方根值、过零率等^[29]。频域分析的特征主要有平均功率和中位频率；时频分析结合了时域和频域的特征，还有常用的非线性复杂性特征^[30]。

2.4 传感器放置间距

因为肌电信号在肌肉上是按肌肉纤维方向传播的，同一块肌肉同一时间的2个位置的肌电信号是有动作时差的，所以传感器放置间距会涉及这些时差影响。在表面肌电图测量中，传感器间距指的是电极之间的距离^[31]。较大的间距可能导致信号减弱，降低分辨率；较小的间距则提供更强的信号，但也可能增加干扰，传感器间距的大小也会影响测量的深浅程度，较小的间距更容易捕捉较深层肌肉的活动；而较大的间距更适合记录更广泛区域的肌肉活动^[32]。公认的放置间距为10 mm的倍数，目前大部分研究设置的间距是20 mm。

3 新型大面积腰部肌电传感

由于腰痛患者感觉到疼痛部位往往是一个大面积区域,若要测量大面积的表面肌电,使用大量表面肌电传感器是不现实的,因为需要大量的固定措施^[33]。使用阵列电极传感器能很好地解决这个问题,其在皮肤表面的固定比较简单,而且能测得大面积表面肌电信号,该信号可用高密度表面肌电图进行分析,但信号测量过程受人体运动影响较大^[34]。

3.1 阵列电极传感器

针对大面积的表面腰部肌电信号检测,许多研究使用了阵列电极传感器。阵列电极传感器是一种用于记录肌肉电信号的电极布置方式,具有独特的结构和优点,如图2所示。这种传感器通常由多个电极通道组成,排列为阵列状,能捕捉更广泛区域的肌肉信号^[35]。VARRECCHIA等^[36]使用阵列电极传感器采集腰部信号,分析举起重物发生腰痛的风险。其中,电极通道排布为 $n \times m$ 的阵列电极传感器一般能测得 $n \times m$ 的肌电信号阵列,通过计算阵列电极每个通道的信号得到 $n \times m$ 的特征值图,称为高密度表面肌电图;结合不同时间对肌电信号的提取,可得到动态时变的高密度表面肌电图。通过提取分析高密度表面肌电图的特征,可以探究各种变量与肌电图的相关性^[28]。

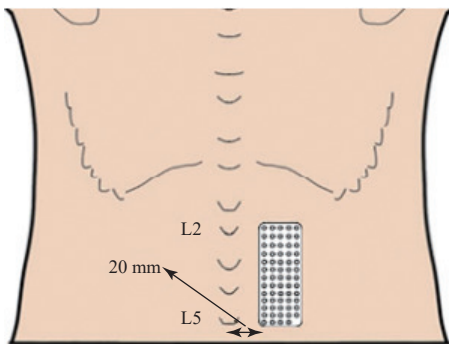


图2 使用阵列电极测量腰部肌电信号
Fig.2 Measurement of lumbar electromyographic signals using array electrodes

3.2 自由运动对检测的影响

腰部肌电检测在人体进行自由运动时的准确性和可靠性上面临着不少挑战^[37]。首先,人体的不同运动类型、姿势和强度会导致肌肉活动模式的变化,这些变化直接影响肌电信号的特征和强度。例如,跑步、举重和弯腰等运动会使腰部肌肉的活动模式有显著不同,从而影响肌电信号的波形和频率^[38]。其次,由于运动,表面电极与皮肤的接触可能会发生变化。运动中的皮肤伸缩和移动可能导致电极位置的偏移,而汗液的增多也可能影响电极和皮肤之

间的接触质量^[39]。此外,电极本身也可能因为人体的动作而发生形变,进一步影响信号的稳定性和准确度。这些因素综合作用,容易导致肌电图的解读和结果出现误差,因此在进行腰部肌电检测时,特别是在复杂运动条件下,需要采用更为精准和稳定的测量技术和方法,以确保数据的准确性和可靠性。

4 便携式肌电智能传感技术

随着腰部肌肉电信号研究的深入,在人体活动过程中检测肌电越来越重要,但是运动过程中,有线的表面肌电传感器会阻碍人体的自由活动^[40]。此外,传统的用胶布或胶水固定传感器位置的方式也会引起不适感,所以小型化的、便携的、无线的腰部肌电传感器有研究价值,结合深度学习等智能算法,腰部肌电信号有更多的应用方向^[41]。

4.1 腰部肌电传感分析

随着芯片、存储、通信等技术的发展,特别是5G通信技术的出现,大量数据的实时传输成为可能^[42]。表面肌电传感器测得腰部肌电信号,同时通过无线高速传输方法实时把数据传入电脑,电脑即可实时分析,传感器不必直接连接电脑,减少了传输线的影响,方便人体佩戴。传感器与高速传输相结合,设计出了一种结构紧凑、易于携带的设备,用于测量肌肉电活动,并通过智能化技术进行数据采集、分析和传输^[43]。MONIRI等^[44]使用了无线传感设备,使用起来非常便捷,如图3所示。

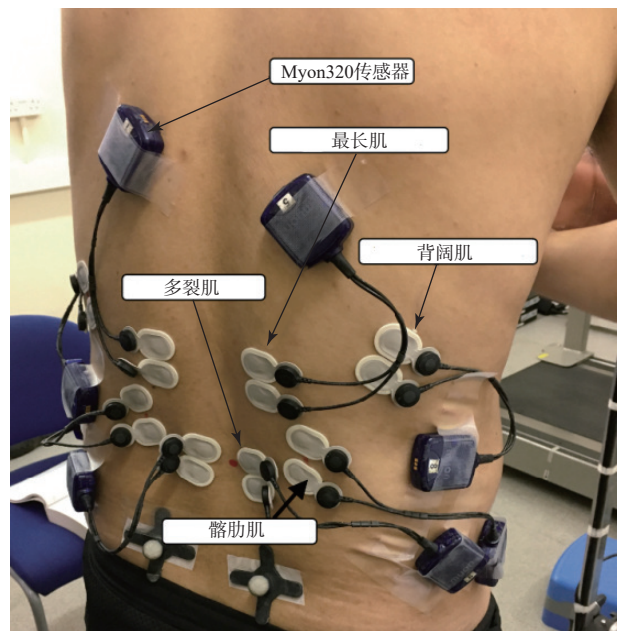


图3 使用便携式传感器测量腰部肌电信号^[44]
Fig.3 Measurement of lumbar electromyographic signals using portable sensors^[44]

4.2 腰部肌电智能分析

随着肌电信号的提取趋于成熟,越来越多优质、稳定、有效、低噪的肌电信号能够进行信号处理。有了这些优质数据,我们就可以利用更复杂的智能算法去预测患者的肌肉疾病^[45]。

(1) 生理电信号智能分析算法现状:手部肌电信号是重要的生理电信号之一,手势识别是手部肌电信号应用的研究热点,所以智能分析算法在手势识别中应用广泛,包括卷积神经网络、循环神经网络、多种混合神经网络等算法,多种手势识别使用的算法得到的正确率在90%以上^[43, 45]。

(2) 腰部肌电信号的智能分析算法现状:腰部肌电信号在诊断和辅助治疗多种疾病上也有重要意义,许多疾病能引起腰痛,比如脊柱侧凸、非特异性腰痛、转移性脊椎肿瘤等。JIANG等^[46]在预测腰痛康复中使用了机器学习中的支持向量机算法,结果表明支持向量机算法可用于识别腰痛康复。

(3) 智能分析算法对肌电信号研究的促进:由于肌肉电信号是一种较难用肉眼解读的生物电信号,但又因为肌电富含有用信息,所以需要用到智能算法(如深度学习算法)处理信号。深度学习算法的发展对分析肌电信号有重要的意义^[47]。基于深度学习算法对多块肌肉的肌电信号分析处理,不仅能反映相关肌肉的运动状态,还能检测疲劳,预测疾病。

5 腰部肌电信号智能传感展望

5.1 传感器发展趋势和临床应用

随着技术的进步,腰部肌电信号采集的方式正在经历着重大变革。特别是表面肌电传感器和阵列电极传感器的广泛应用,揭开了这一领域的新篇章。这些传感器的优势在于它们能更加方便、快捷地收集肌电信号,且不需要对皮肤进行侵入式处理。它大大降低了检测过程中患者的不适感,并运用于临床。楼亦文等^[48]使用肌内效贴扎技术治疗腰椎间盘突出症过程中,采用患者的腰背伸肌群表面肌电值进行康复效果比较。郑翔等^[49]利用肌电信号反馈系统,助力改善电刺激对慢性非特异性腰痛患者下肢步行功能。

然而,这些技术的发展也面临一些挑战。最明显的就是在运动状态下,传感器与皮肤的接触稳定性问题。运动可能导致传感器与皮肤的接触不稳定,进而影响信号的质量。这一挑战要求我们在传感器设计和固定方式上进行更多的创新和改进。

5.2 人体运动对腰部肌电信号采集的影响

人体运动给腰部肌电信号的采集带来了新的挑战。尽管表面肌电传感器和阵列电极传感器提供了非侵入式和更舒适的检测方式,但在运动状态下,传感器与皮肤的接触不稳定可能导致数据损失或信号畸变。这一问题在运动生理学和康复医学的研究中尤为突出,因为这些研究通常涉及患者在运动或者进行物理治疗时的肌电信号监测。

为了解决该问题,需要开发新的传感器设计和固定技术,以确保在运动过程中传感器与皮肤之间保持稳定的接触。这可能包括使用更灵活的材料制作传感器,或者开发更精细的传感器固定机制,以适应肌肉在运动中的变化和皮肤的伸缩。此外,改进的信号处理算法也能在一定程度上缓解由于运动引起的信号干扰,例如通过高级的滤波技术和信号重构算法,减少或消除由于运动引起的噪声和伪像。要实现这些改进,需要跨学科的合作和研究,包括生物医学工程、材料科学、电子工程和计算机科学的专家共同努力。这不仅要求技术上的创新,还要求对人体生理和运动学有深入理解。

5.3 深度学习在腰部肌电信号分析中的应用

深度学习作为人工智能领域的一项前沿技术,近年来在医学影像处理、疾病诊断和生物信号分析等多个领域展现出巨大的潜力。尽管深度学习在腰痛研究中的应用还相对较少,但它在腰部肌电信号分析中的潜在价值不容忽视。通过深度学习算法,可以从复杂的肌电信号中提取有意义的模式和特征,从而为腰痛的诊断和治疗提供更为准确和全面的信息。例如,卷积神经网络可以用来识别肌电信号中的特定模式,而循环神经网络可以分析肌电信号随时间的变化趋势^[50]。此外,深度学习可以通过自动特征提取减少对专业知识的依赖,简化数据分析流程,提高分析的效率和准确性。

然而,要有效地应用深度学习技术,需要有足够的标记数据用于训练模型。在腰部肌电信号分析领域,这可能意味着需要收集大量的、经过专家标记的肌电信号数据。此外,深度学习模型的解释性也是一个重要问题,需要开发新的方法来解释模型的决策过程,使医生和患者能够理解和信任模型的输出。总之,便携式智能传感技术和深度学习算法的结合,将为腰痛的诊断和治疗提供新的视角和方法,这是未来腰部肌电信号研究的重要发展方向。

参考文献

- [1] 刘丹. 中国人口老龄化发展现状、成因与对策[J]. 中国

- 老年学杂志, 2022, 42(16): 4123-4126.
- [2] CHOU R, QASEEM A, SNOW V, et al. Diagnosis and treatment of low back pain: a joint clinical practice guideline from the American College of Physicians and the American Pain Society[J]. *Ann Intern Med*, 2007, 147(7): 478-491.
 - [3] KONG Y, OKORUWA H, REVIS J, et al. Pain in patients with transverse myelitis and its relationship to aquaporin 4 antibody status[J]. *J Neurol Sci*, 2016, 368: 84-88.
 - [4] CIFTDEMIR M, KAYA M, SELCUK E, et al. Tumors of the spine[J]. *World J Orthop*, 2016, 7(2): 109-116.
 - [5] HEYDARI A, NARGOL A V F, JONES A P C, et al. EMG analysis of lumbar paraspinal muscles as a predictor of the risk of low-back pain[J]. *Eur Spine J*, 2010, 19(7): 1145-1152.
 - [6] MCGILL S, JUKER D, KROPF P. Appropriately placed surface EMG electrodes reflect deep muscle activity (psoas, quadratus lumborum, abdominal wall) in the lumbar spine[J]. *J Biomech*, 1996, 29(11): 1503-1507.
 - [7] PHINYOMARK A, PHUKPATTARANONT P, LIMSAKUL C. Fractal analysis features for weak and single-channel upper-limb EMG signals[J]. *Expert Syst Appl*, 2012, 39(12): 11156-11163.
 - [8] KWON H, DI CRISTINA J F, RUTKOVE S B, et al. Recording characteristics of electrical impedance-electromyography needle electrodes[J]. *Physiol Meas*, 2018, 39(5): 055005.
 - [9] HOLOBAR A, MINETTO M A, BOTTER A, et al. Experimental analysis of accuracy in the identification of motor unit spike trains from high-density surface EMG[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2010, 18(3): 221-229.
 - [10] AL-SHEKHLEE A, SHAPIRO B E, PRESTON D C. Iatrogenic complications and risks of nerve conduction studies and needle electromyography[J]. *Muscle Nerve*, 2003, 27(5): 517-526.
 - [11] SAKAGUCHI H, FUJIKADO T, KANDA H, et al. Electrical stimulation with a needle-type electrode inserted into the optic nerve in rabbit eyes[J]. *Jpn J Ophthalmol*, 2004, 48(6): 552-557.
 - [12] WANG L F, LIU J Q, YAN X X, et al. A MEMS-based pyramid micro-needle electrode for long-term EEG measurement[J]. *Microsystem Technol*, 2013, 19: 269-276.
 - [13] RUBIN D I. Needle electromyography: basic concepts[J]. *Handb Clin Neurol*, 2019, 160: 243-256.
 - [14] WANG J, TANG L, BRONLUND J E. Surface EMG signal amplification and filtering[J]. *Int J Comput Appl*, 2013, 82(1): 15-22.
 - [15] LI C L, YE N, HUANG H P, et al. Emotion recognition of human physiological signals based on recursive quantitative analysis[C]//Proceedings of the 2018 Tenth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). IEEE, 2018: 217-223.
 - [16] PEACH J P, MCGILL S M. Classification of low back pain with the use of spectral electromyogram parameters[J]. *Spine*, 1998, 23(10): 1117-1123.
 - [17] MIURA T, SAKURABA K. Properties of force output and spectral EMG in young patients with nonspecific low back pain during isometric trunk extension[J]. *J Phys Ther Sci*, 2014, 26(3): 323-329.
 - [18] DAUBE J R, RUBIN D I. Needle electromyography[J]. *Muscle Nerve*, 2009, 39(2): 244-270.
 - [19] SHAFFER F, COMBATALADE D, PEPER E, et al. A guide to cleaner electrodermal activity measurements[J]. *Biofeedback*, 2016, 44(2): 90-100.
 - [20] TORO S F D, SANTOS-CUADROS S, OLMEDA E, et al. Is the use of a low-cost sEMG sensor valid to measure muscle fatigue?[J]. *Sensors*, 2019, 19(14): 3204.
 - [21] MIYAMORI T, SAITO T, AOYAGI M, et al. Differences in the elastic modulus of the lumbar muscles between female athletes with and without low back pain [J]. *Clin Biomech*, 2023, 105: 105968.
 - [22] HOFSTE A, SOER R, SALOMONS E, et al. Intramuscular EMG versus surface EMG of lumbar multifidus and erector spinae in healthy participants[J]. *Spine*, 2020, 45(20): E1319-E1325.
 - [23] HERMENS H J, FRERIKS B, DISSELHORST-KLUG C, et al. Development of recommendations for sEMG sensors and sensor placement procedures[J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 2000, 10(5): 361-374.
 - [24] WEI J, ZHU H B, WANG F, et al. Clinical utility of flexion-extension ratio measured by surface electromyography for patients with nonspecific chronic low-back pain[J]. *J Chin Med Assoc*, 2019, 82(1): 35-39.
 - [25] ÖZTÜRK P E, AYLANÇ N. Which is the most affected muscle in lumbar back pain-multifidus or erector spinae?[J]. *Pol J Radiol*, 2020, 85: E278-E286.
 - [26] ZHANG S S, XU Y, HAN X L, et al. Functional and morphological changes in the deep lumbar multifidus using electromyography and ultrasound[J]. *Sci Rep*, 2018, 8(1): 6539.
 - [27] TAMARTASH H, BAHRPEYMA F, DIZAJI M M. The effect of transcutaneous electrical nerve stimulation on pain and electrical stimulation muscle thickness in patients with non-specific chronic low back pain-based ultrasonographic evaluation[J]. *Pain Manag*, 2023, 13(2): 87-94.
 - [28] ARVANITIDIS M, JIMÉNEZ-GRANDE D, HAOUIDJI-JAVAUX N, et al. People with chronic low back pain display spatial alterations in high-density surface EMG-torque oscillations[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1): 15178.
 - [29] ABDELOUAHAD A, BELKHOUE A, JBARI A, et al. Time and frequency parameters of sEMG signal—Force relationship[C]//Proceedings of the 2018 4th international conference on optimization and applications (ICOA). IEEE, 2018:1-5.
 - [30] BURHAN N, KASNO M, GHAZALI R. Feature extraction of surface electromyography (sEMG) and signal processing technique in wavelet transform: a review [C]// Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems

- (I2CACIS). IEEE, 2016: 141-146.
- [31] BOCCIA G, DARDANELLO D, ROSSO V, et al. The application of sEMG in aging: a mini review[J]. *Gerontology*, 2015, 61(5): 477-484.
- [32] COOK T M, NEUMANN D A. The effects of load placement on the EMG activity of the low back muscles during load carrying by men and women[J]. *Ergonomics*, 1987, 30(10): 1413-1423.
- [33] SHEERAN L, SPARKES V, CATERSON B, et al. Spinal position sense and trunk muscle activity during sitting and standing in nonspecific chronic low back pain: classification analysis[J]. *Spine*, 2012, 37(8): E486-E495.
- [34] JIANG N F, XUE J W, LI G L. Assessment of lumbar muscles coordinated activity based on high-density surface electromyography: a pilot study[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2019: 2238-2241.
- [35] BAZRGARI B, XIA T. Application of advanced biomechanical methods in studying low back pain—recent development in estimation of lower back loads and large-array surface electromyography and findings[J]. *J Pain Res*, 2017: 1677-1685.
- [36] VARRECCHIA T, RANA VOLO A, CHINI G, et al. High-density surface electromyography allows to identify risk conditions and people with and without low back pain during fatiguing frequency-dependent lifting activities[J]. *J Electromyogr Kinesiol*, 2023, 73: 102839
- [37] GIJSBERTS A, ATZORI M, CASTELLINI C, et al. Movement error rate for evaluation of machine learning methods for sEMG-based hand movement classification[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2014, 22(4): 735-744.
- [38] LEE S P, BAILEY J P, SMITH J A, et al. Adaptations of lumbar biomechanics after four weeks of running training with minimalist footwear and technique guidance: implications for running-related lower back pain[J]. *Phys Ther Sport*, 2018, 29: 101-107.
- [39] ROY S H, DE LUCA G, CHENG M S, et al. Electro-mechanical stability of surface EMG sensors[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2007, 45(5): 447-457.
- [40] BIAGETTI G, CRIPPA P, FALASCETTI L, et al. A portable wireless sEMG and inertial acquisition system for human activity monitoring[C]. *Proceedings of the Bioinformatics and Biomedical Engineering: 5th International Work-Conference, IWBBIO 2017, Granada, Spain, April 26–28, 2017, Proceedings, Part II* 5, Springer, 2017.
- [41] CERONE G L, BOTTER A, GAZZONI M. A modular, smart, and wearable system for high density sEMG detection[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2019, 66(12): 3371-3380.
- [42] CHETTRI L, BERA R. A comprehensive survey on Internet of Things (IoT) toward 5G wireless systems[J]. *IEEE Internet Things J*, 2019, 7(1): 16-32.
- [43] BARONE U, MERLETTI R. Design of a portable, intrinsically safe multichannel acquisition system for high-resolution, real-time processing HD-sEMG[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2013, 60(8): 2242-2252.
- [44] MONIRI A, TERRACINA D, RODRIGUEZ-MANZANO J, et al. Real-time forecasting of sEMG features for trunk muscle fatigue using machine learning[J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2021, 68(2): 718-727.
- [45] BAO T, ZAIDI S A R, XIE S Q, et al. Inter-subject domain adaptation for CNN-based wrist kinematics estimation using sEMG[J]. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 2021, 29: 1068-1078.
- [46] JIANG N F, LUK K D K, HU Y. A machine learning-based surface electromyography topography evaluation for prognostic prediction of functional restoration rehabilitation in chronic low back pain[J]. *Spine*, 2017, 42(21): 1635-1642.
- [47] XIONG D Z, ZHANG D H, ZHAO X G, et al. Deep learning for EMG-based human-machine interaction: a review[J]. *IEEE/CAA J Autom Sinica*, 2021, 8(3): 512-533.
- [48] 楼亦文, 李琳, 陈潜. 腰部肌群稳定性康复训练结合肌内效贴扎技术在腰椎间盘突出症康复治疗中的应用[J]. *中山大学学报(医学科学版)*, 2024, 45(1): 152-160.
- [49] 郑翔, 张明兴, 黄雅, 等. 生物反馈助力电刺激对慢性非特异性腰痛患者下肢步行功能的改善[J/OL]. *中国组织工程研究*: 1-7 [2024-01-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1581.R.20240104.0832.002.html>.
- [50] AZHIRI R B, ESMAEILI M, NOURANI M. Real-time EMG signal classification via recurrent neural networks[C]. *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. IEEE, 2021.