

# 基于表面肌电信号的人因与工效学评估研究综述

方明珠<sup>1</sup>, 胡洁<sup>1,2</sup>, 王伶俐<sup>2,3</sup>, 黎映川<sup>4</sup>

(1.兰州理工大学, 兰州 730050; 2.上海交通大学, 上海 200240;  
3.武汉设计工程学院, 武汉 430062; 4.上海大学, 上海 200444)

**摘要:** **目的** 对使用表面肌电信号技术评估人因与工效学问题相关研究进行分析与梳理, 促进表面肌电信号技术在人因与工效学领域的创新与发展。**方法** 首先, 概述人因与工效学的定义、发展历程与研究方法。然后, 从数据采集方式、数据预处理、特征选择与提取、训练及分类器选择这4个实验流程归纳表面肌电信号技术的研究方法与研究进展, 并对目前该领域的研究热点与研究趋势进行详细总结。**结论** 表面肌电信号技术仍是人因与工效学领域的重要评估方法, 随着创新技术与深度学习算法的不断发展, 从多模态、多方法交叉融合的角度构建大规模可公开数据集与创新智能化评估系统在未来将成为表面肌电信号在人因与工效学领域的重点研究方向。

**关键词:** 表面肌电信号; 肌肉疲劳; 人因与工效学; 工作负荷

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)12-0098-13

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.12.010

## Review on Assessment of Human Factors and Ergonomics Based on Surface Electromyography

FANG Ming-zhu<sup>1</sup>, HU Jie<sup>1,2</sup>, WANG Ling-yu<sup>2,3</sup>, LI Ying-chuan<sup>4</sup>

(1.Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2.Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;  
3.Wuhan Institute of Design and Sciences, Wuhan 430062, China; 4.Shanghai University, Shanghai 200444, China)

**ABSTRACT:** The work aims to analyze and review the research related to the use of surface electromyography (sEMG) techniques to assess human factors and ergonomic issues, in order to promote innovation and development of surface EMG techniques in the field of human factors and ergonomics. Firstly, the definition, development history and research methods of human factors and ergonomics were outlined. Then, the research methods and progress in surface EMG techniques were summarized in terms of four experimental processes, such as data acquisition methods, data pre-processing, feature selection and feature extraction, training and classifier selection, and a detailed summary of current research hot-spots and research trends in the field was presented. The surface EMG techniques are still the important assessment methods in the field of human factors and ergonomics. With the continuous development of innovative technologies and deep learning algorithms, the construction of large scale publicly available data sets and innovative intelligent evaluation systems from a multimodal and multi-method cross-fertilisation perspective will become a key research direction for surface EMG in the field of human factors and ergonomics in the future.

**KEY WORDS:** surface electromyography; muscle fatigue; human factors and ergonomics; workload

收稿日期: 2023-01-15

基金项目: 国家社科基金重大项目:《设计形态学研究》(17ZDA020); 谢友柏设计科学研究基金:《物质需求与精神需求耦合驱动的统一化设》(XYB-DS-202001); 教育部高等教育司创新设计人因与工效学联合实验室项目(202002SJ)

作者简介: 方明珠(1998—), 女, 硕士生, 主攻设计形态学、创新设计。

通信作者: 胡洁(1973—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为智能设计、创新设计、设计形态学。

人因与工效学也称人机工程学、人因工程学, 其以人为中心, 研究人、工作设备和工作环境之间的相互关系, 旨在实现安全、健康、舒适的工作环境的同时, 提高人的工作效率<sup>[1]</sup>。早期的人因与工效学评估由于数据简单、特征单一, 难以取得较高的准确率。近年来, 研究者使用表面肌电信号技术进行人因与工效学评估, 首先提取表面肌电信号时域、频域等多种特征, 其次利用特征选择方法找出表征不同负荷水平的最优特征子集, 最后基于这些特征集和算法分类器来评估人体工作肌肉负荷水平及工作环境中一些不良工效学因素<sup>[2]</sup>。因此, 本文围绕表面肌电信号技术在人因与工效学领域评估的实验研究流程与研究应用展开相关综述。

## 1 人因与工效学

### 1.1 人因与工效学的概述与发展

早期的人因与工效学主要聚焦于工作效率。19 世纪末期, 第一次世界大战爆发促使武器需求增加, 生产工人长时间在恶劣的工作环境和不协调的人机关系中工作, 致使身体肌肉严重疲劳, 出现了工作能力减退、工作效率下降等问题<sup>[3]</sup>。Taylor<sup>[4]</sup>为了解决这一问题, 开始对工具和人体进行研究, 寻找符合人体舒适度的工具参数, 从而改善工具设计。Frank Bunker Gilbreth 应用心理学原理进行了动作捕捉研究, 在研究中注意到工作负荷、工作环境与机器不适应等因素会对人的工作效率造成严重影响<sup>[5]</sup>。

自此之后, 人们逐渐意识到人的因素在工作效率中的重要性, 1957 年, 美国人因学会 (1992 年改为人因与工效学学会, Human Factors and Ergonomics Society) 成立, 人因与工效学开始在国际上得到迅速发展, 尤其受到发达国家的高度重视, 这极大推进了工业化水平的提升。随着自动化技术与工业制造的发展, 目前很多加工操作已经由机器人和自动化工具来完成, 但机器仍然缺乏人所具有的灵活性和适应性, 并不能完成所有的操作。有一些手工和物料装卸操作仍然需要人的参与, 特别是一些复杂的装配、拆卸和维修任务更是只能由人工完成。因此, 在人机工作中一些不协调的、复杂化的设备和作业环境致使作业人员往往处于一种负荷低、节奏快、重复率高、时间长、强迫体位的状态。研究表明, 长时间处于强迫体位会使人员产生烦躁、注意力分散、疲劳和情绪挫败等问题, 引起失误和决策错误, 进而造成作业绩效下降, 同时也会致使人体肌肉损伤, 甚至最终导致工作相关肌肉骨骼疾病 (Work-related Musculoskeletal Disorders, WMSD) 的发生。

工作相关肌肉骨骼疾病是作业场所不良因素导致的肌肉、骨骼、神经等系统的损伤。我国的工作相关肌肉骨骼疾病患病率为 20%~90%, 个别行业患病

率甚至高达 90% 以上<sup>[6-7]</sup>。因此, 如何正确评估作业人员工作环境、工作姿势、工作负荷等人机环境中的人因与工效学因素对降低工作相关肌肉骨骼疾病发生率、提高工作效率、减少安全隐患及事故的发生有重要意义<sup>[8]</sup>。

### 1.2 人因与工效学研究方法

人因与工效学研究方法通常分为客观数据测量和主观评价两个方面。客观数据测量主要使用生物力学、生理学和生物化学等相关技术指标对人的作业环境、作业姿势等进行直接测量。主观评价通常是构建包含多个评估标准的评估框架, 然后根据这些标准综合专家的意见设计出任务打分表或问卷, 在实际中受到较多应用的主要有李克特量表法和自报告评价法。

李克特量表法主要是对人在工作环境中的主观感受进行程度划分, 量表两端分别是“没有不适感”和“极强的不适感”, 而量表的程度划分则要考虑到人对不适感强度的分辨能力, 通常被划分成 5 分或者 7 分量表, 采用量表测得的分数则代表了被试对不适感强度或者频率做出的主观判断<sup>[9,10]</sup>。自报告评价法即让被试在完成待测任务之后立即填写待测任务不适感评价问卷, 问卷得分代表了被试在完成的任务中体验到的不适感强度<sup>[11]</sup>。总的来说, 主观评价法缺乏客观性, 更多地依赖于使用者与专家的经验<sup>[12]</sup>。人因与工效学评估的目的: 一方面是对人因环境的工作负荷进行评估, 以便提升作业过程舒适度、优化任务和系统设计; 另一方面是实现人体负荷实时反馈、动态调节人机任务工作姿势, 以实现最佳的人机任务协作过程, 提高人机系统作业绩效和安全性、改善作业人员的主观体验。但李克特量表法和自报告评价法都难以实现人机操作过程中实时、客观、高效的监测, 实现在线反馈也无从谈起。

在客观数据测量方面, 基于生理信号的人因与工效学评估是近期的研究热点之一, 该类方法主要对肌电、脑电、心电等生理信号进行分析, 从而获取客观的人体工作状态<sup>[13,14]</sup>。其中, 表面肌电信号 (Surface Electromyography, sEMG) 具有无创性、时效性、精确性和易操作性等特点, 可以实现客观、实时的肌肉疲劳检测, 同时也拓展了人因与工效学的应用范围, 表面肌电信号评估已经成为人因与工效学领域的主要技术手段<sup>[15]</sup>。

## 2 基于表面肌电信号的人因与工效学评估流程

### 2.1 基于表面肌电信号的人因与工效学评估流程概述

表面肌电信号在人因与工效学中的研究开始于 19 世纪 50 年代, 该方法可用于评估工作场所、工作

姿势、使用工具和设备,以及交互界面的人因与工效学效用。基于表面肌电信号的人因与工效学评估实验流程见图1,主要包括以下步骤:1)确定目标:根据具体的实验环境、实验任务和实验姿势确定实验目标;2)原始肌电数据采集:让被试完成指定任务,使其身体肌肉处于疲劳状态,同时采集被试的表面肌电信号;3)数据预处理:对所采集的表面肌电信号

进行预处理,包括降维、去除噪声等;4)特征选择与提取:选择合适的特征值作为评估指标;5)训练及分类器选择:选择合适的算法模型进行数据训练与分类。

在基于表面肌电信号的人因与工效学评估中,需要考虑的因素有被试的数量、性别、被测试肌肉部位、任务类型、使用的表面肌电设备、信号预处理方法、特征提取方法及分类器选择等。

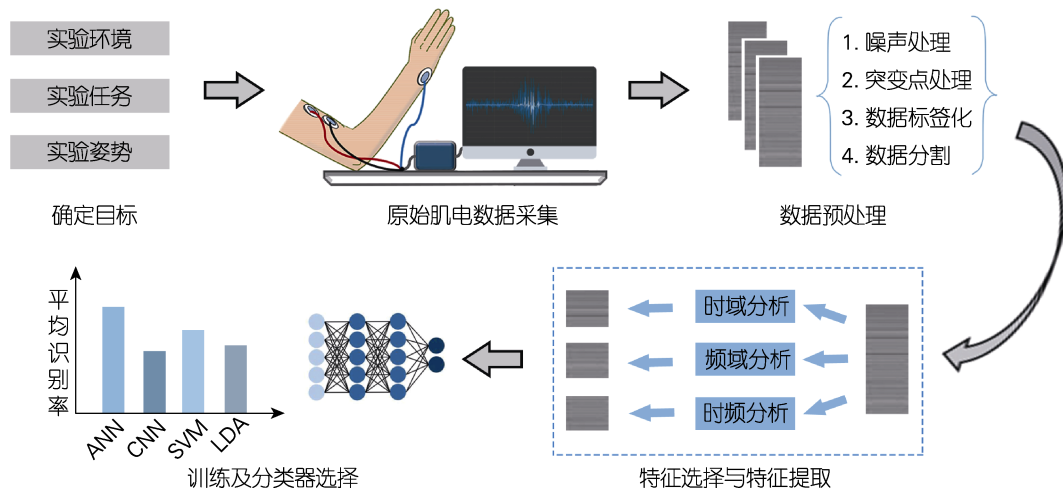


图1 基于表面肌电信号的人因与工效学评估流程图

Fig.1 Procedure for assessment of human factors and ergonomics based on surface EMG

## 2.2 表面肌电信号的数据采集方法

首先需要选取电极采集肌电信号,在采集电极与人体表面接触的过程中会有各种物理、化学作用对采集的原始信息产生影响,所以需要对各种采集电极进行分析选择。目前常用的采集电极主要有表面电极和侵入式电极。

侵入式电极可以从单个肌肉纤维获得高精度的肌电信号,但侵入式电极插入肌肉组织会产生一定的疼痛感,尤其是在运动过程中检测,会对人体造成创伤,因此侵入式电极的采集方式难以用于人因与工效学方面的研究。表面电极是通过表层肌肉的多个运动单元获取肌电信号,其大致可以分为两个类别:干电极和湿电极。湿电极需要在皮肤和金属部件之间涂一层导电凝胶,而干电极可以与皮肤直接接触。

这两种类型的电极都可以采集到同等质量的表面肌电信号<sup>[16]</sup>,但相比之下,干电极更加便捷、简单<sup>[17]</sup>,因此,使用干电极采集表面肌电信号更适用于人因与工效学领域的研究。Wang等<sup>[18]</sup>提出了一种基于聚酰亚胺基板的柔性微针电极阵列,实现了高密度表面肌电的记录和无线传输。Li等<sup>[19]</sup>开发了一种具有锥形微孔的金纳米线/硝酸纤维素电生理电极,以解决采集数据时皮肤表面出汗的问题。Velasco-Bosom等<sup>[20]</sup>使用了由聚(3,4-乙烯二氧噻吩)聚苯乙炔磺酸盐复合材料与生物相容性离子液体乳酸胆碱制成的电极,该电极可以识别食指、小指和中指类似

接触面较小的运动。Chandra等<sup>[21]</sup>开发出一种新型文身电极,该电极使用干式HD电极网格(High-Density Surface Electromyography, HD-sEMG),可在不同程度的肌肉收缩过程中确保实时记录肌电信号。除此之外,还有基于结构钛薄膜<sup>[22]</sup>和水纹印刷柔性<sup>[23]</sup>的新型电极,可以很好地贴合皮肤表面。这些新型电极可以代替传统湿式Ag/AgCl电极,同时具有更好的生物相容性、可用性和长期耐磨性。

## 2.3 表面肌电信号数据预处理

表面肌电信号是一种非常微弱的生物电信号,在其传递和采集过程中容易受到各种类型的噪声干扰<sup>[24]</sup>,因此,需要对实验过程中采集到的原始表面肌电信号进行预处理<sup>[25]</sup>。滤波器是减少信号噪声最有效方法之一,可以提高表面肌电信号的保真度。表面肌电信号能量通常在500 Hz频率以内,根据奈奎斯特采样定理(The Nyquist-Shannon Sampling Theorem)<sup>[26]</sup>,可以使用滤波器将1 kHz以下的频率滤除。滤波器类型较多,包括高通滤波器、低通滤波器、带通滤波器<sup>[27]</sup>、带阻滤波器等,通常设计高通滤波器来滤除包含低频噪声的表面肌电信号,设计低通滤波器来滤除高频噪声。在运动期间采集到的表面肌电信号常常带有运动伪影,其频率通常低于20 Hz,可设计数字高通滤波器来处理低于20 Hz的表面肌电信号<sup>[28]</sup>。另外,如果采集到的表面肌电信号受到严重的工频干扰,可以利用数字工频滤波器来滤除工频噪声。对

于其他带内噪声, 则可以使用小波去噪等方法消除。

### 2.4 表面肌电信号特征的选择与提取

特征选择与提取即识别隐藏在表面肌电信号中的有用信息, 去除干扰或其他不相关信息<sup>[29]</sup>。表面肌电信号特征的选择与提取是信号识别中的一个关键环节, 提取特征值的优劣对后续模式识别正确率的高低有直接影响。通过长期以来对表面肌电信号的研究, 研究人员总结出一些具体的分析方法, 主要包括时域分析方法、频域分析方法和时频分析法等。

时域分析方法是建立表面肌电信号与时间的函数关系, 可统计并分析振幅的变化量<sup>[30]</sup>, 主要的特征常数是积分肌电值 (Integrated Electromyography, IEMG)、均方根 (Root Mean Square, RMS) 等。积分肌电值反映的是肌肉活动放电的总释放量<sup>[31]</sup>, 在肌肉疲劳期间积分肌电值会逐渐增大, 比较不同时间段的积分肌电值可判断肌肉疲劳程度<sup>[32]</sup>。均方根值的大小反映了特定时间窗内表面肌电信号振幅的高低, 可通过比较不同时期的均方根值确定疲劳发生的时间和程度。

频域分析方法是使用傅里叶变换对表面肌电信号进行处理, 获得表面肌电信号的功率谱密度, 然后通过周期图或者参数化的方法对疲劳进行预测<sup>[33]</sup>。在频域分析中比较常用的特征常数有平均频率 (Mean Power Frequency, MPF)、中位频率 (Median Frequency, MF)、峰值频率 (Peak Frequency) 和总功率 (Total Power) 等。通常当平均频率和中位频率值下降时, 认为肌肉开始疲劳<sup>[34,35]</sup>。Falla 等<sup>[36]</sup>通过分析表面肌电信号的平均频率等指标来量化颈部肌肉疲劳的肌电表现。Kim 等<sup>[37]</sup>使用平均频率的归一化值

来评估个体肩关节疲劳模式。

时频分析法包括短时傅里叶变换、小波变换、小波包变换、Wigner-Wille 分布、复倒频谱系数、线性预测系数等。Chowdhury 等<sup>[38]</sup>使用表面肌电图的离散小波变换评估了颈部肌肉疲劳, 其中大多数小波函数都良好地反映了肌肉的活动趋势。Khezri 等<sup>[39]</sup>使用 Wigner-Wille 分布系数中获得的过零点数作为特征, 对 6 种手势动作进行了识别, 平均识别精度达到了 91.3%。Chen 等<sup>[40]</sup>开发了一种用于机器人控制的经济高效的嵌入式系统和短时傅里叶变换 (STFT) 方法。

### 2.5 表面肌电信号数据训练及分类器选择

表面肌电信号的分类训练和回归训练即找出表面肌电数据之间的关联性, 根据表面肌电数据之间的关系设计相应的分类模型和回归模型, 该模型能够将数据集的输入数据与输出结果对应起来<sup>[41]</sup>。在分类模型中, 对输入的特征值进行相关计算, 然后与输出动作匹配, 最终通过该模型进行分类动作预测。表面肌电信号的分类器大致分为机器学习和深度学习两个类别。机器学习包括支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)<sup>[42]</sup>、K 近邻 (K Nearest Neighbours, KNN)<sup>[43]</sup>、线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA)<sup>[44]</sup>、朴素贝叶斯 (Naive Bayes, NB)<sup>[45]</sup>、决策树 (Decision Tree, DT)<sup>[46]</sup>等, 深度学习包括卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN)<sup>[47]</sup>、循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)<sup>[48]</sup>、长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM)<sup>[49]</sup>和注意力模型 (Attention Model)<sup>[50]</sup>等。分类器优缺点比较见表 1, 主要介绍几个常用的分类器, 例如支持向量机、卷积神经网络和长短期记忆网络。

表 1 分类器比较  
Tab.1 Comparison of classifiers

种类	分类器名称	优点	缺点
机器学习	支持向量机	训练时间较短, 适合小样本数据分析, 泛化能力较强	核函数选择复杂, 训练时需要大量内存
	K 值近邻	易实现, 训练时间短	不适用于大量数据样本, 无自适应
	线性判别分析	计算要求低, 既能降维也能分类	不适用于处理非线性数据
	朴素贝叶斯	训练过程简单速度快, 需要样本量较少	在属性个数较多或属性之间相关性较大时, 分类效果不好
	决策树	时间复杂度较小, 对缺失值不敏感, 效率高	对连续性的字段比较难预测, 容易出现过拟合
深度学习	卷积神经网络	速度快, 容错率高, 自适应性好, 分辨率高, 权重共享	需要大量样本数据量和反复调整参数
	循环神经网络	可以解决处理序列数据, 使神经网络具有记忆的功能	序列太长会导致梯度消失或者梯度爆炸
	长短期记忆网络	解决长期依赖问题, 可输入不定长时序数据	并行处理上存在劣势
	注意力模型	参数少, 速度快, 支持并行处理	没有考虑输入存在的位置关系

支持向量机最早由 Vapnik 教授提出, 主要通过监督学习的方法对表面肌电数据进行分类。该算法优点是设计的分类模型支持每个动作对应的多个特征值, 可以实现对不同动作进行较为准确地识别。Alkan 等<sup>[51]</sup>利用支持向量机对采集到的 4 种不同手臂运动

的表面肌电信号进行了分类, 平均准确率为 99%, 分类错误率为 1%。刘光达等<sup>[52]</sup>在支持向量机和 K 值近邻与 3 种降维方法构成的疲劳分类模型评估中发现, 核主成分分析 (KPC) 与支持向量机的结合模式识别率高于其他组合。



卷积神经网络是一种多层的监督学习神经网络,主要有局部感知、权值共享等特点,能有效减少神经网络结构中的参数,减少深层网络占用的内存量<sup>[53]</sup>。Atzori 等<sup>[54]</sup>使用卷积神经网络对表面肌电信号进行了手部动作分类识别,准确率达到(66.59±6.40)%,表明该网络速度快、容错率高,优于传统的识别方法。李沿宏等<sup>[55]</sup>提出了一种融合注意力模型的多流卷积神经网络模型,并用于肌电手势识别。卫文韬等<sup>[56]</sup>使用双流卷积神经网络进行了手势识别,该网络的手势识别准确率均显著高于其他深度神经网络模型。

长短期记忆网络是 Sepp Hochreiter 和 Jürgen Schmidhuber 在 1997 年提出的一种循环神经网络架构,是为了解决一般的循环神经网络存在的长期依赖问题而专门设计的,长短期记忆网络适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟非常长的重要事件。王斐等<sup>[57]</sup>提出,长短期记忆网络对解决下肢连续运动预测问题具有优越性。Ghislieri 等<sup>[58]</sup>使用基于表面肌电信号的长短期记忆网络检测了肌肉激活的准确时间间隔。Ma 等<sup>[59]</sup>使用双向长短期记忆网络评估了非优势手臂肌肉在连续运动时的表面肌电信号。Wang 等<sup>[60]</sup>构建了一种新的基于长短期记忆网络的肌肉疲劳自动识别分类模型,该模型分类性能强、准确率高。

不同分类器有各自的优缺点和适用数据,很难找出一个在所有任务中都能取得有效结果的通用分类器,许多研究基于相同任务对比了不同分类器的性能。Zhou 等<sup>[61]</sup>比较了几种机器学习算法,包括支持向量机、逻辑回归(Logistic Regression, LR)和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)在处理表面肌电信号以进行肩部运动模式识别方面的效率。不同分类器在不同情况、不同环境和不同任务中的分类性能和准确率差距较大,因此,需要根据具体的实验情况与表面肌电数据选择相应的分类器,才能进行有效识别与分类。

### 3 基于表面肌电信号的人因与工效学评估研究现状

#### 3.1 基于表面肌电信号的人因与工效学评估研究热点分析

基于表面肌电信号的人因与工效学评估旨在改善工作场所的人因问题,减少肌肉疲劳,以确保人们保持最佳的精神和身体条件,从而降低工作风险,提高工作与生活质量。以“sEMG and human factors and ergonomics”“sEMG and ergonomics”“sEMG and the human factor”“sEMG and workload”“sEMG muscle fatigue”“sEMG and equipment tools”“sEMG and interface”等为关键词,在 Web of Science 核心数据集里检索到近 10 年的 3 000 余篇相关外文期刊,并通过 Citespace 软件进行统计分析,发现目前基于表

面肌电信号的人因与工效学评估研究主要集中在工作相关肌肉骨骼疾病风险评估、工作场所与姿势评估、设备与工具设计评估、交互界面优化评估以及外骨骼助力优化评估等 5 个方面,基于表面肌电信号的人因与工效学评估热点分析图见图 2。

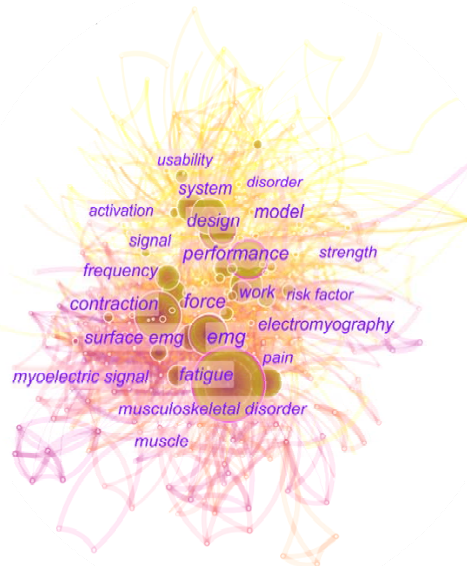


图 2 基于表面肌电信号的人因与工效学评估热点分析图  
Fig.2 Hotspot analysis diagram for assessment of human factors and ergonomics based on surface EMG

#### 3.2 工作相关肌肉骨骼疾病风险评估

过高的身体肌肉负荷、不适的工作姿势会引起工作相关肌肉骨骼疾病,所以评估工作过程中的肌肉骨骼负荷风险是非常必要的。Boocock 等<sup>[62]</sup>进行的表面肌电实验表明,不同年龄的人执行相同举重任务时,背部肌肉损伤风险程度不同。Shair 等<sup>[63]</sup>将表面肌电信号用于监测工人的肌肉状况,找出工人在疲劳之前能够处理的最大起重负荷,以避免过度劳累。Gaudez 等<sup>[64]</sup>使用表面肌电信号评估了 4 种汽车插件装配方式对上肢肌肉负荷程度的影响,结果表明,非机动工具的插入方式可以降低上肢工作相关骨骼肌肉的患病风险。

Skovlund 等<sup>[65]</sup>通过可穿戴式表面肌电采集设备探究了百货商店在进货过程中的 13 项常见工作任务与肌肉负荷量的关系,从而改善了搬运工人的工作量。Jia 等<sup>[66]</sup>开发了一个基于表面肌电数据的躯干三维生物力学模型,用于评估坐姿任务相关的身体腰部肌肉负荷损伤风险。Chen 等<sup>[67]</sup>通过分析拆卸操作人员手臂上记录的表面肌电信号,帮助设计师优化了操作设备,以降低工作过程中引发的肌肉骨骼疾病的风险。Guo 等<sup>[68]</sup>在中国快递工人手动包装过程手臂、背部和肩部运动学的研究中发现,重复运动导致包装工人的肌肉骨骼疾病患病率升高,并提出后续实验应继续着重探讨特定作息时间、工作场所的重新设计,以缓解工人肌肉疲劳。

### 3.3 工作场所布局设计评估

工作场所布局设计会影响到所有工作区域, 包括生产线或不同的产品仓库, 同时也对工人的日常生活产生很大影响。表面肌电信号可用于评估工作场所中的人因与工效学问题, 改善工作场所舒适度, 良好的工作场所可以减少日常操作中的肌肉负荷和疲劳。Nisser 等<sup>[69]</sup>通过文献研究, 证明表面肌电技术是一种评估工作场所负荷的有效方法。Lee 等<sup>[70]</sup>根据表面肌电技术监测工人在工作站执行搬运零件箱任务时右上肢六块肌肉的负荷水平, 调整了工作场所的站台高度和零件箱的摆放位置, 以减少重复搬运过程中上肢的肌肉负荷。

Antle 等<sup>[71]</sup>评估了特定的工作场所中使用直立或部分直立姿势对肌肉疲劳和损伤的影响, 得出半直立姿势对于背部和上肢的肌肉放松效果不是很好, 但该姿势有利于下肢肌肉放松。Ding 等<sup>[72]</sup>研究了长时间坐着工作与肌肉活动的变化, 以分析不同休息类型的有效性, 结果表明, 在上班 40 分钟后休息的工作效率最高。Salmanzadeh 等<sup>[73]</sup>提出了一个基于表面肌电信号的胸肌与颈阔肌疲劳预测模型, 以便有效地为员工分配工作场所、合理规划与安排工作周期。

### 3.4 设备与工具设计评估

表面肌电信号也通常用于评估设备与工具的舒适性与可用性, 以提高人们日常工作的效率。Kang 等<sup>[74]</sup>探究了无绳棒式吸尘器手柄中的重量分布对于上肢肌肉活动的影响, 实验发现, 相对于低质心的手柄, 高质心的手柄能提供更好的用户体验。Guo 等<sup>[75]</sup>结合表面肌电信号实验探究了控制方式与手柄形状对高速列车驾驶员操作效率的影响。Revilla 等<sup>[76]</sup>调查了不同手柄形状和表面轮廓对于手部握持舒适性的影响, 发现材质硬实、接触面积较小和纹理均匀的手柄可以减少手部肌肉负荷。

Dong 等<sup>[77]</sup>评估了 8 种不同手柄形状的洁牙仪器在模拟牙齿整形任务时对手部负荷的影响, 结果表明, 锥形、圆形和直径为 10 mm 的器械手柄产生的手部负荷最小, 该研究可帮助牙医和牙科保健师选择合适的牙科器械。李新宇<sup>[78]</sup>通过表面肌电信号实验评估了显微镜目镜高度对于颈部肌肉舒适度的影响, 并根据实验结果对目镜高度设计进行了优化。Kim 等<sup>[79]</sup>通过对比虚拟键盘、笔记本键盘与传统的机械键盘在打字力度和肌肉活动之间的差异, 评估了用户在使用不同类型键盘时的打字效率, 从而优化键盘设计。Weston 等<sup>[80]</sup>研究了办公椅分别与台式电脑和可触摸平板电脑这两台设备组合使用时的交互性差异, 为现有办公椅优化设计提供了有效的参考。

### 3.5 交互界面优化评估

近年来, 随着互联网通信技术的发展, 电子设备的界面交互与视觉设计逐渐成为人因与工效学关注

的热点, 表面肌电信号也应用于界面交互设计与评估。Kang 等<sup>[81]</sup>研究了触屏位置对计算机触摸屏使用性能和物理需求的影响, 研究结果优化了计算机触摸屏的布局设计。Huang 等<sup>[82]</sup>结合表面肌电信号、用户表现和主观评价评估了触屏交互和悬空交互的差异性。Alhaag 等<sup>[83]</sup>利用面部表面肌电信号的反应来探究显示器类型、观看距离和观看时间对视觉疲劳的影响, 实验结果表明, 相对于 2D 显示器, 3D 显示器产生的视觉疲劳压力更小。

Coppola 等<sup>[84]</sup>对比了用户在不同形状尺寸的平板电脑上执行滑动任务时的生物力学性能, 以提升平板电脑硬件与软件的可用性。Lee 等<sup>[85]</sup>探讨了计算机按键开关的设计对于手指肌肉活动的影响, 为计算机开关键的设计提供了进一步的见解。Kim 等<sup>[86]</sup>为了增强虚拟现实场景中的沉浸感与真实感, 利用表面肌电信号传感器优化了便携式手柄触觉系统的界面设计。Trudeau 等<sup>[87]</sup>探究了单手使用手机期间拇指运动性能的变化, 研究结果可以帮助优化特定的拇指交互动作, 以改善用户单手交互时的体验。

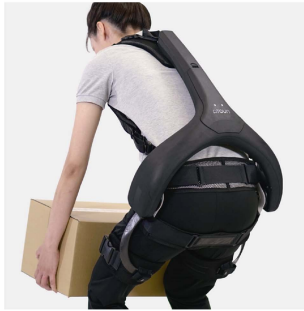
### 3.6 外骨骼助力优化评估

长期从事重负荷作业(手工搬举、负重搬运、运送货物和推拉作业等)可能造成躯干肌疲劳, 继而破坏脊柱的稳定性, 引起慢性腰背损伤。外骨骼是有助于提高工人能力、减少其活动所需体力劳动的设备, 分为“主动”和“被动”两种形式。主动外骨骼使用电动执行器(例如电动、气动或液压执行器等装置)来驱动关节向身体提供外部支撑。被动外骨骼使用柔性材料(例如弹簧)来存储和传输能量, 以协助人的身体运动。主动式外骨骼与被动式外骨骼的应用见图 3, 展示了目前开发出的主动式外骨骼与被动式外骨骼应用实例。

De Looze 等<sup>[88]</sup>评估了多种工业辅助外骨骼对身体物理负荷的潜在影响。Chen 等<sup>[89]</sup>通过表面肌电信号评估了佩戴外骨骼时的肌肉激活水平, 验证了主动外骨骼控制系统适用于辅助起重任务。Glinski 等<sup>[90]</sup>研究表明, 由日本筑波大学和机器人公司 Cyber Dyne 开发的主动式腰部可穿戴外骨骼(Hybrid Assistive Limb, HAL)可以有效降低举重工作人群腰部酸痛的发生率。Wei 等<sup>[91]</sup>为降低工人搬运任务中的腰痛风险, 设计了一种针对髋关节的主动式外骨骼机器人进行辅助搬运。Wang 等<sup>[92]</sup>利用肌电图设计出了一种用于减少下肢肌肉疲劳的半活性外骨骼, 该外骨骼可帮助减少工人因长时间下蹲导致的肌肉疲劳。

Qu 等<sup>[93]</sup>研究表明, 模拟举重任务的工业被动辅助外骨骼在减少背部和上臂肌肉活动方面有良好的潜力。Yan 等<sup>[94]</sup>提出了一种为工业工人提供重力支持的轻便且可穿戴的被动式外骨骼, 从而降低由于反复或持续下蹲作业导致的肌肉骨骼疾病和关节损伤的发生率。Antwi-Afari 等<sup>[95]</sup>通过表面肌电信号评估了

### 主动式外骨骼



ATOUN MODEL Y  
腰部可穿戴外骨骼  
<https://atoun.co.jp/en/>



HAL  
腰部可穿戴外骨骼  
<https://www.cyberdynejp/english/products/HAL/>



Japet W  
背部可穿戴外骨骼  
<https://en.japet.eu/>

### 被动式外骨骼



Paexo  
肩部可穿戴外骨骼  
<https://paexo.com/?lang=en>



APEX  
背部可穿戴外骨骼  
<https://pacxo.comn/?lang=en>



Levitate AIRFR A ME  
肩背部可穿戴外骨骼  
<https://www.levitatetech.com/>

图3 主动式外骨骼与被动式外骨骼的应用  
Fig.3 Applications of active and passive exoskeletons

被动外骨骼系统对建筑工人在手动重复搬运任务中脊柱生物力学和主观反应的影响,发现使用被动外骨骼系统同样可以降低举重时的背部不适感。Luger等<sup>[96]</sup>研究显示,被动外骨骼可帮助工人在举重任务过程中调整身体姿势,避免发生严重的肌肉疲劳。Tetteh等<sup>[97]</sup>通过表面肌电信号实验发现,被动式外骨骼可以减少外科医生在手术过程中的生物力学负荷。

基于表面肌电信号的外骨骼助力优化评估研究帮助减少了人们工作中一些频繁的、肌肉负荷量大的体力劳动,降低了重负荷和超负荷体力劳动从业者肌肉骨骼疾病的患病风险,提高了工作者的工作能力,但目前还没有标准化的方法对外骨骼进行统一的有效性比较,因此,外骨骼在非理想情况下的效用还有待进一步深入研究。

## 4 基于表面肌电信号的人因与工效学评估发展趋势

### 4.1 基于表面肌电信号的人因与工效学评估发展问题

#### 4.1.1 表面肌电数据采集与处理的通用性

虽然基于表面肌电信号的人因与工效学评估已经在很多领域中取得不错的研究进展,但在绝大多数

研究中都是为特定的研究目的或在特定的研究场景中进行的,极少讨论跨个体、跨任务和跨环境情况下方法和模型的适用性。在一般研究中,执行不同任务时姿势存在较大的差异性,例如用于评估汽车零件装配姿势任务时的方法和数据不能用于评估超市搬运货姿势,同时个体差异的不同也会导致不同的评估结果。理想条件下,人因与工效学的评估中更注重的是评估设备与人之间的交互姿势是否会对人身体造成危害以及使工作环境中存在一些危险因素。根据现有研究来看,基于表面肌电信号的人因与工效学研究较为偏重于特定任务下的特定姿势评估,弱化或忽略了评估方法与数据的通用性,没有制定统一的评估标准。

#### 4.1.2 实验中理想条件与现实条件的差异性

前文对诸多应用领域的分析及相关研究方法的综述表明,基于表面肌电信号的人因与工效学评估技术繁多,但目前的相关研究多数处于理想条件下,评估也多侧重在理想条件下或无干扰的情况下如何识别更多类别,通过对比分析不同的噪声处理、降维方法、特征与模型识别等环节,以提高表面肌电信号识别的准确性和精准度。例如,在理想的实验室环境中,排除掉许多现实环境的干扰因素,表面肌电监测设备



在实时分类器中可以达到95%以上的准确度,但在现实条件下的评估往往会受到诸多干扰因素(如电极偏移、个体性差异、肌肉疲劳、肢体姿态或其他综合性干扰等)<sup>[98]</sup>的影响,表面肌电信号识别的准确性会大大降低。目前已有研究讨论了基于表面肌电的意图识别方法在现实中遇到的问题及解决方法,因此,基于表面肌电信号的人因与工效学评估的理想与现实条件差异性方面的研究在未来尚有较大的探讨空间。

## 4.2 基于表面肌电信号的人因与工效学发展趋势

### 4.2.1 多模态数据融合

多模态数据结合了多个模态信息并汲取了不同模态的优点,从而完成对信息的有效整合。由于表面肌电信号的非平稳性和不确定性等特点,使用单一模态采集信息具有表达信息不完整的局限性,从而无法准确评估人的工作姿势及工作环境中的风险因素,而多模态可以实现模态之间的信息互补,增强特征表示<sup>[99]</sup>。因此,目前多数研究使用多模态数据融合方法进行人因与工效学评估,将表面肌电信号与其他模态数据,如肌音信号<sup>[100]</sup>、脑电信号<sup>[101]</sup>、心电信号等融合,以此来提高识别率和系统鲁棒性,同时降低数据的不确定性。例如Kim等<sup>[102]</sup>提出了一种基于表面肌电信号转移学习范式的二维输入图像特征多模态融合系统,与传统的单模态表面肌电信号训练模型相比,该多模态融合系统的分类精度与准确率显著提高。因此,基于多模态数据融合的表面肌电信号的人因与工效学评估是目前该领域的研究热点及趋势。

### 4.2.2 特征提取算法优化

随着人因与工效学评估的深入研究,需要评估的姿势、任务与设备也越来越多,评估的精确性和精准性需求也在不断提高,单电极采集肌电的方式已经无法适应多样化和复杂度更高的评估任务。多通道表面肌电采集技术可以捕获高时空分辨率信号,是目前基于表面肌电信号的人因与工效学研究中的主流数据采集技术,该技术也已经被广泛应用于肌力估计、肌肉激活分析、运动模式分析等众多领域,并取得了良好的成果,但多通道表面肌电在包含了丰富信息的同时也引入了大量的冗余信息和干扰信息,在实际应用中必须对该信号进行处理<sup>[103]</sup>。因此,如何对多通道表面肌电信号的预处理和特征提取方式进行优化需要进一步地深入研究<sup>[104,105]</sup>。

### 4.2.3 融合多方法优化分类模型

分类器的选择决定了表面肌电信号分析与识别的有效性。如今的分类器有其各自的优点及适用数据,但很难找出一个在所有评估任务中都能取得有效结果的通用分类器。随着人工智能和软计算的发展,大量基于机器学习和深度学习的分类模型不断推陈

出新,如人工神经网络、卷积神经网络、遗传算法、模糊逻辑、长短期记忆网络、注意力模型等。可以将现有分类器与多种算法融合,汲取多种算法学习方式的优点,有利于优化现有分类器性能<sup>[106,107]</sup>,对后续构建基于表面肌电信号的人因与工效学评估通用数据集的研究奠定坚实基础。

## 5 展望

### 5.1 构建基于表面肌电信号的人因与工效学评估通用数据集

近年来,使用表面肌电信号评估人机环境成为了人因与工效学领域的重点研究内容,许多实验证明,表面肌电信号是一种监测和评估不良工作场所风险因素的有效方法。但目前对于表面肌电的主要研究方向是提升表面肌电信号实验流程中的技术与方法,对于跨个体、跨任务和跨环境情况下的研究还较少,同时表面肌电数据的标准性与通用性被忽略,使得许多数据和模型不能通用,限制了该领域的研究与发展。大规模可公开的数据集作为重要推动力,加速了以深度学习为核心的机器学习技术在自然语言处理、语音识别、图像处理与识别等领域的发展,为该领域的研究人员挖掘新数据、创造新方法提供了便捷有效的途径。然而,在基于表面肌电信号的人因与工效学评估领域中,公开通用的数据集非常少见,仅存在少量可公开的与表面肌电信号手势识别相关的数据集,如Ninapro<sup>[108]</sup>、CapgMyo<sup>[109]</sup>等。因此,建立基于表面肌电信号的人因与工效学评估通用实验范式,确定统一评估标准,构建可公开通用数据集是目前该领域的难题及挑战。

### 5.2 构建基于表面肌电信号的人因与工效学智能化评估系统

人因与工效学评估的最终目的是改善工作中的不良因素,让人处在一个健康、安全、舒适的工作环境中,以提升工作效率。大多数现有的人因与工效学评估方法在实验室理想环境中可以做到实时评估和反馈人的疲劳状态,但在真实工作环境中监测和评估仪器会干扰人的正常工作,而且一些监测方法都是短时间监测,反馈速度较慢。因此,基于表面肌电信号的人因与工效学评估需要结合其他的一些创新技术和设备(例如可穿戴技术、智能手机和平板电脑等),构建智能化评估系统以克服当前研究的局限性。该智能化评估系统可以在不干扰人正常工作的情况下,长期实时在线监测人的工作姿势与状态,并将监测信息反馈到智能手机终端,动态调节人机任务工作姿势,以实现最佳的人机舒适度,提高人机系统作业绩效和安全性,从而预防和减少强迫体位、肌肉过度疲劳和人体过度负荷的情况发生。构建基于表面肌电信号的



人因与工效学智能化评估系统对未来的工作场所、工作环境评估及人机系统的优化设计具有重要的价值与意义。

## 6 结语

在简要介绍基于表面肌电信号的人因与工效学评估研究取得的阶段性进展及应用成果的基础上,详细探讨了该领域研究中存在的主要问题,并对该领域的未来研究趋势进行了展望。总体上来说,目前已经在工作相关肌肉骨骼风险评估、工作场所与姿势评估、设备与工具评估、界面交互优化评估以及外骨骼等方面取得了突破性的进展,对许多行业中可能存在的不良工效学因素进行了评估。但目前基于表面肌电信号的人因与工效学研究在理想条件和现实条件下的研究差异性较大,并存在数据与方法不通用等问题,限制了表面肌电信号在人因与工效学研究中的发展与应用。因此,亟需基于现有的研究成果,面向人因与工效学评估与应用需求,重点开展多模态数据融合、特征提取算法优化、融合多方法优化分类模型等创新研究,为未来构建基于表面肌电信号的人因与工效学评估通用数据集和创新智能化评估系统提供坚实的理论依据与技术支持。

## 参考文献:

- [1] RITTER F E, BAXTER G D, CHURCHILL E F. Methodology I: Task Analysis[M]//Foundations for Designing User-Centered Systems. London: Springer, 2014: 309-333.
- [2] OLMO M D, DOMINGO R. EMG Characterization and Processing in Production Engineering[J]. Materials, 2020, 13(24): 5815.
- [3] WATERSON P. World War II and other Historical Influences on the Formation of the Ergonomics Research Society[J]. Ergonomics, 2011, 54(12): 1111-1129.
- [4] TAYLOR F W. The Principles of Scientific Management[M]. New York: Harper & Brothers, 1911.
- [5] 卢旭军, 王艺. 科学管理时期的人员选拔与晋升思想——以泰勒和吉尔布雷斯夫妇为例[J]. 经营管理者, 2016(25): 184-185.  
LU Xu-jun, WANG Yi. The Idea of Selection and Promotion of Personnel in the Period of Scientific Management: The Example of Taylor and Gilbreth[J]. Manager's Journal, 2016(25): 184-185.
- [6] 张俐娜, 张红娣, 万松泉, 等. 三种行业工人职业性肌肉骨骼疾患调查分析[J]. 公共卫生与预防医学, 2006, 17(2): 74-75.  
ZHANG Li-na, ZHANG Hong-di, WAN Song-quan, et al. Research and Analysis of Occupational Musculoskeletal Disorders of Workers in Three Industries[J]. Public Health and Preventive Medicine, 2006, 17(2): 74-75.
- [7] 刘伟达, 王忠旭. 肌肉骨骼损伤及其工效学[J]. 环境与职业医学, 2008, 25(6): 605-608.  
LIU Wei-da, WANG Zhong-xu. Musculoskeletal Disorders and Ergonomics[J]. Journal of Environmental and Occupational Medicine, 2008, 25(6): 605-608.
- [8] PANJAITAN N, ALI A Y B. Classification of Ergonomics Levels for Research[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019, 505(1): 012040.
- [9] AU E Y L, GOONETILLEKE R S. A Qualitative Study on the Comfort and Fit of Ladies' Dress Shoes[J]. Applied Ergonomics, 2007, 38(6): 687-696.
- [10] LIN C L, WANG M J J, DRURY C G, et al. Evaluation of Perceived Discomfort in Repetitive Arm Reaching and Holding Tasks[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2010, 40(1): 90-96.
- [11] LÓPEZ-ARAGÓN L, LÓPEZ-LIRIA R, CALLEJÓN-FERRE Á J, et al. Applications of the Standardized Nordic Questionnaire: A Review[J]. Sustainability, 2017, 9(9): 1514.
- [12] WATERSON P, ROBERTSON M M, COOKE N J, et al. Defining the Methodological Challenges and Opportunities for an Effective Science of Sociotechnical Systems and Safety[J]. Ergonomics, 2015, 58(4): 565-599.
- [13] ALI M, MACHOT F A, MOSA A H, et al. CNN Based Subject-Independent Driver Emotion Recognition System Involving Physiological Signals for ADAS[C]//Schulze T, Müller B, Meyer G. Advanced Microsystems for Automotive Applications 2016. Cham: Springer, 2016: 125-138.
- [14] SRIRAMPRAKASH S, PRASANNA V D, MURTHY O V R. Stress Detection in Working People[J]. Procedia Computer Science, 2017, 115: 359-366.
- [15] REIMAN A, KAIVO-OJA J, PARVIAINEN E, et al. Human Factors and Ergonomics in Manufacturing in the Industry 4.0 Context - A Scoping Review[J]. Technology in Society, 2021, 65: 101572.
- [16] LAFERRIERE P, LEMAIRE E D, CHAN A D C. Surface Electromyographic Signals Using Dry Electrodes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(10): 3259-3268.
- [17] BI Lu-zheng, Feleke A G, GUAN Cun-tai. A Review on EMG-Based Motor Intention Prediction of Continuous Human Upper Limb Motion for Human-Robot Collaboration[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 51: 113-127.
- [18] WANG Zhong-yan, LI Jun-shi, YU Bo-cheng, et al. Multi-Channel Flexible Microneedle Electrode Array (MNEA) for High-Density Surface EMG Recording[C]//2022 IEEE 35th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems Conference (MEMS). Tokyo, Japan: IEEE, 2022: 345-348.
- [19] LI Peng-fei, BAO Yuan, CHEN Bo-qian, et al. A Bio-inspired Sweat-Drainable Janus Electrophysiological Electrode for Scientific Sports Training[J]. Advanced

- Materials Technologies, 2022, 7(10): 2200040.
- [20] VELASCO-BOSOM S, KARAM N, CARNICER-LOMBARTE A, et al. Conducting Polymer-Ionic Liquid Electrode Arrays for High-Density Surface Electromyography[J]. *Advanced Healthcare Materials*, 2021, 10(17): 2100374.
- [21] CHANDRA S, LI Jing-hua, AFSHARIPOUR B, et al. Performance Evaluation of a Wearable Tattoo Electrode Suitable for High-Resolution Surface Electromyogram Recording[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2021, 68(4): 1389-1398.
- [22] RODRIGUES M S, FIEDLER P, KÜCHLER N, et al. Dry Electrodes for Surface Electromyography Based on Architected Titanium Thin Films[J]. *Materials*, 2020, 13(9): 2135.
- [23] ZENG Xiong, DONG Ying, WANG Xiao-hao. Flexible Electrode by Hydrographic Printing for Surface Electromyography Monitoring[J]. *Materials*, 2020, 13(10): 2339.
- [24] 薛博文. 基于肌电传感器的颈部肌群评估关键技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- XUE Bo-wen. Research on the Key Techniques of Cervical Muscle Group Evaluation Based on EMG Sensor[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.
- [25] MERLETTI R, BOTTER A, TROIANO A. Technology and Instrumentation for Detection and Conditioning of the Surface Electromyographic Signal: State of the Art[J]. *Clinical Biomechanics*, 2009, 24(2): 122-134.
- [26] LAVRY D. Sampling Theory for Digital Audio[EB/OL]. [2010-24-5]. [http://www.lavryengineering.com/documents/sampling\\_theory.pdf](http://www.lavryengineering.com/documents/sampling_theory.pdf).
- [27] CLANCY E A, MORIN E L, MERLETTI R. Sampling, Noise-Reduction and Amplitude Estimation Issues in Surface Electromyography[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2002, 12(1): 1-16.
- [28] LUCA C J D, GILMORE L. D, KUZNETSOV M, et al. Filtering the Surface EMG Signal: Movement Artifact and Baseline Noise Contamination[J]. *Journal of Biomechanics*, 2010, 43(8): 1573-1579.
- [29] PHINYOMARK A, PHUKPATTARANONT P, LIMSAKUL C. Feature Reduction and Selection for EMG Signal Classification[J]. *Expert Systems With Applications*, 2012, 39(8): 7420-7431.
- [30] 贾淼. 面向地铁低头族的颈部疲劳评价及劝导设计研究[D]. 上海: 东华大学, 2019.
- JIA Miao. Research on Neck Fatigue Evaluation and Persuasion Design for Subway Low-Headed People[D]. Shanghai: Donghua University, 2019.
- [31] 王琳, 付荣荣, 张陈, 等. 基于生物力学分析Q值对颈肌疲劳的反映效果[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(4): 878-885.
- WANG Lin, FU Rong-rong, ZHANG Chen, et al. Biomechanics-Based Investigation on the Relation between Index Q and Cervical Muscle Fatigue[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(4): 878-885.
- [32] HU Xiao, WANG Zhi-zhong, REN Xiao-mei. Classification of Surface EMG Signal Using Relative Wavelet Packet Energy[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2005, 79(3): 189-195.
- [33] 李元石. 长期伏案工作人群肌肉表面肌电信号的特性研究[D]. 天津: 天津科技大学, 2015.
- LI Yuan-shi. Study on the Characteristics of Muscle Surface Electromyography Signals of People Working at Long-Term Desk[D]. Tianjin: Tianjin University of Science & Technology, 2015.
- [34] YANG Li-fang, KANG Bo. Study on Human Neck Muscles' Comfort of Different Height Levels Based on sEMG Method[M]//*Proceedings of the 6th International Asia Conference on Industrial Engineering and Management Innovation*. Paris: Atlantis Press, 2015: 563-574.
- [35] MING Dong, WANG Xin, XU Rui, et al. SEMG Feature Analysis on Forearm Muscle Fatigue during Isometric Contractions[J]. *Transactions of Tianjin University*, 2014, 20(2): 139-143.
- [36] FALLA D, RAINOLDI A, MERLETTI R, et al. Myoelectric Manifestations of Sternocleidomastoid and Anterior Scalene Muscle Fatigue in Chronic Neck Pain Patients[J]. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 2003, 114(3): 488-495.
- [37] KIM J Y, PARK J S, KIM D J, et al. Evaluation of Fatigue Patterns in Individual Shoulder Muscles under Various External Conditions[J]. *Applied Ergonomics*, 2021, 91: 103280.
- [38] CHOWDHURY S K, NIMBARTE A D, JARIDI M, et al. Discrete Wavelet Transform Analysis of Surface Electromyography for the Fatigue Assessment of Neck and Shoulder Muscles[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology: Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 2013, 23(5): 995-1003.
- [39] KHEZRI M, JAHED M. An Inventive Quadratic Time-Frequency Scheme Based on Wigner-Ville Distribution for Classification of sEMG Signals[C]//*2007 6th International Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine*. Tokyo, Japan: IEEE, 2007: 261-264.
- [40] CHEN Biao, CHEN Chao-yang, HU Jie, et al. A Real-Time EMG-Based Fixed-Bandwidth Frequency-Domain Embedded System for Robotic Hand[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2022, 16: 880073.
- [41] 纪守领, 李进锋, 杜天宇, 等. 机器学习模型可解释性方法、应用与安全研究综述[J]. *计算机研究与发展*, 2019, 56(10): 2071-2096.
- JI Shou-ling, LI Jin-feng, DU Tian-yu, et al. Survey on Techniques, Applications and Security of Machine Learning Interpretability[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2019, 56(10): 2071-2096.
- [42] SUBASI A. Classification of EMG Signals Using PSO Optimized SVM for Diagnosis of Neuromuscular Dis-

- orders[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2013, 43(5): 576-586.
- [43] KIM K S, CHOI H H, MOON C S, et al. Comparison of  $k$ -Nearest Neighbor, Quadratic Discriminant and Linear Discriminant Analysis in Classification of Electromyogram Signals Based on the Wrist-Motion Directions[J]. *Current Applied Physics*, 2011, 11(3): 740-745.
- [44] THARWAT A, GABER T, IBRAHIM A, et al. Linear Discriminant Analysis: A Detailed Tutorial[J]. *AI Communications*, 2017, 30(2): 169-190.
- [45] CHU J U, MOON I, LEE Y J, et al. A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2007, 12(3): 282-290.
- [46] ZHANG Xu, CHEN Xiang, LI Yun, et al. A Framework for Hand Gesture Recognition Based on Accelerometer and EMG Sensors[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 2011, 41(6): 1064-1076.
- [47] ZHAI Xiao-long, JELFS B, CHAN R H M, et al. Self-Recalibrating Surface EMG Pattern Recognition for Neuroprosthesis Control Based on Convolutional Neural Network[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2017, 11: 379.
- [48] HU Yu, WONG Y, WEI Wen-tao, et al. A Novel Attention-Based Hybrid CNN-RNN Architecture for SEMG-Based Gesture Recognition[J]. *PLoS One*, 2018, 13(10): e0206049.
- [49] SIMÃO M, NETO P, GIBARU O. EMG-Based Online Classification of Gestures with Recurrent Neural Networks[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2019, 128: 45-51.
- [50] WANG Jia-bin, PENG Kai. A Multi-View Gait Recognition Method Using Deep Convolutional Neural Network and Channel Attention Mechanism[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2020, 125(1): 345-363.
- [51] ALKAN A, GÜNAY M. Identification of EMG Signals Using Discriminant Analysis and SVM Classifier[J]. *Expert Systems With Applications*, 2012, 39(1): 44-47.
- [52] 刘光达, 董梦坤, 张守伟, 等. 基于 KPCA-SVM 的表面肌电信号疲劳分类研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(10): 1-8.
- LIU Guang-da, DONG Meng-kun, ZHANG Shou-wei, et al. Research on Fatigue Classification of Surface EMG Signal Based on KPCA and SVM[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(10): 1-8.
- [53] 陈思佳, 罗志增. 基于长短时记忆和卷积神经网络的手势肌电识别研究[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(2): 162-170.
- CHEN Si-jia, LUO Zhi-zeng. Research on Gesture EMG Recognition Based on Long Short-Term Memory and Convolutional Neural Network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(2): 162-170.
- [54] ATZORI M, COGNOLATO M, MÜLLER H. Deep Learning with Convolutional Neural Networks Applied to Electromyography Data: A Resource for the Classification of Movements for Prosthetic Hands[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2016, 10: 9.
- [55] 李沿宏, 江茜, 邹可, 等. 融合注意力机制的多流卷积肌电手势识别网络[J]. *计算机应用研究*, 2021, 38(11): 3258-3263.
- LI Yan-hong, JIANG Xi, ZOU Ke, et al. Multi-Stream Convolutional Myoelectric Gesture Recognition Networks Fusing Attentional Mechanisms[J]. *Application Research of Computers*, 2021, 38(11): 3258-3263.
- [56] 卫文韬, 李亚军. 基于双流卷积神经网络的肌电信号手势识别方法[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(1): 124-131.
- WEI Wen-tao, LI Ya-jun. Surface Electromyography Based Gesture Recognition Based on Dual-Stream CNN[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(1): 124-131.
- [57] 王斐, 魏晓童, 秦皞. 基于 sEMG 和 LSTM 的下肢连续运动估计[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(3): 305-310.
- WANG Fei, WEI Xiao-tong, QIN Hao. Estimation of Lower Limb Continuous Movements Based on sEMG and LSTM[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(3): 305-310.
- [58] GHISLIERI M, CERONE G L, KNAFLITZ M, et al. Long Short-Term Memory (LSTM) Recurrent Neural Network for Muscle Activity Detection[J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2021, 18(1): 1-15.
- [59] MA Chen-fei, LIN Chuang, SAMUEL O W, et al. A Bi-Directional LSTM Network for Estimating Continuous Upper Limb Movement from Surface Electromyography[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 7217-7224.
- [60] WANG Jun-hong, SUN Shao-ming, SUN Yi-ning. A Muscle Fatigue Classification Model Based on LSTM and Improved Wavelet Packet Threshold[J]. *Sensors*, 2021, 21(19): 6369.
- [61] ZHOU Yang, CHEN Chao-yang, 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.
- [62] BOOCOCK M G, TAYLOR S, MAWSTON G A. The Influence of Age on Spinal and Lower Limb Muscle Activity during Repetitive Lifting[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2020, 55: 102482.
- [63] SHAIR E F, AHMAD S A, MARHABAN M H, et al. EMG Processing Based Measures of Fatigue Assessment during Manual Lifting[J]. *BioMed Research International*, 2017, 2017: 3937254.
- [64] GAUDEZ C, WILD P, AUBLET-CUVELIER A. A Better Way of Fitting Clips? A Comparative Study with Respect to Physical Workload[J]. *Applied Ergo-*

- nomics, 2015, 51: 236-243.
- [65] SKOVLUND S V, BLÁFOSS R, SKALS S, et al. Technical Field Measurements of Muscular Workload during Stocking Activities in Supermarkets: Cross-Sectional Study[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12: 934.
- [66] JIA B, NUSSBAUM M A. Development and Evaluation of an EMG-Based Model to Estimate Lumbo-sacral Loads during Seated Work[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2016, 55: 96-102.
- [67] CHEN Jing-tao, MITROUCHEV P, COQUILLART S, et al. Disassembly Task Evaluation by Muscle Fatigue Estimation in a Virtual Reality Environment[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 88(5): 1523-1533.
- [68] GUO Fu, LIU Li, LV Wei. Biomechanical Analysis of Upper Trapezius, Erector Spinae and Brachioradialis Fatigue in Repetitive Manual Packaging Tasks: Evidence from Chinese Express Industry Workers[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2020, 80: 103012.
- [69] NISSER M, DERLIEN S, BEST N. Überblick über aktuelle Erkenntnisse berufsbedingter muskuloskeletaler Beschwerden am Bildschirmarbeitsplatz hinsichtlich der Anwendung des Oberflächen-EMGs zur Beanspruchungsmessung[J]. *Physikalische Medizin, Rehabilitationsmedizin, Kurortmedizin*, 2018, 28(3): 153-162.
- [70] LEE C L, LU S Y, SUNG P C, et al. Working Height and Parts Bin Position Effects on Upper Limb Muscular Strain for Repetitive Hand Transfer[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2015, 50: 178-185.
- [71] ANTLE D M, VÉZINA N, CÔTÉ J N.. Comparing Standing Posture and Use of a Sit-Stand Stool: Analysis of Vascular, Muscular and Discomfort Outcomes during Simulated Industrial Work[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2015, 45: 98-106.
- [72] DING Yi, CAO Ya-qin, DUFFY V G, et al. It is Time to Have Rest: How do Break Types Affect Muscular Activity and Perceived Discomfort during Prolonged Sitting Work[J]. *Safety and Health at Work*, 2020, 11(2): 207-214.
- [73] SALMANZADEH H, DOROODI M. Analyzing Surface Electromyography Signals to Predict Fatigue in Longissimus Thoracis and Iliocostalis Cervicis Muscles: A Statistical Model[J]. *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, 2022, 32(4): 335-344.
- [74] KANG E, YU H, CHANG J. Effects of Weight Distribution in a Handle of a Cordless Stick-Type Vacuum Cleaner: Muscle Activity and Subjective Discomfort of the Upper Limb[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2020, 80: 103054.
- [75] GUO Bei-yuan, TIAN Lin-zhi, FANG Wei-ning. Effects of Operation Type and Handle Shape of the Driver Controllers of High-Speed Train on the Drivers' Comfort[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2017, 58: 1-11.
- [76] REVILLA J A, PRIADYTHAMA I, LOH P Y, et al. Effects of Various Handle Shapes and Surface Profiles on the Hand-Arm Responses and Comfort during Short-Term Exposure to Handle Vibration[J]. *Journal of Occupational and Environmental Hygiene*, 2022, 19(6): 353-369.
- [77] DONG Hui, LOOMER P, BARR A, et al. The Effect of Tool Handle Shape on Hand Muscle Load and Pinch Force in a Simulated Dental Scaling Task[J]. *Applied Ergonomics*, 2007, 38(5): 525-531.
- [78] 李新宇. 显微镜目镜高度对颈部舒适性的影响研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- LI Xin-yu. Study on the Influence of Microscope Eyepiece Height on Neck Comfort[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [79] KIM J H, AULCK L, BARTHA M C, et al. Differences in Typing Forces, Muscle Activity, Comfort, and Typing Performance among Virtual, Notebook, and Desktop Keyboards[J]. *Applied Ergonomics*, 2014, 45(6): 1406-1413.
- [80] WESTON E, LE P, MARRAS W S. A Biomechanical and Physiological Study of Office Seat and Tablet Device Interaction[J]. *Applied Ergonomics*, 2017, 62: 83-93.
- [81] KANG H, SHIN G. Effects of Touch Target Location on Performance and Physical Demands of Computer Touchscreen Use[J]. *Applied Ergonomics*, 2017, 61: 159-167.
- [82] HUANG Jing-hua, MAO Lu-jin, QI Meng-yao, et al. Differences in Muscle Activity, Kinematics, User Performance, and Subjective Assessment between Touchscreen and Mid-Air Interactions on a Tablet[J]. *Behaviour & Information Technology*, 2022, 41(14): 3028-3043.
- [83] ALHAAG M H, RAMADAN M Z. Using Electromyography Responses to Investigate the Effects of the Display Type, Viewing Distance, and Viewing Time on Visual Fatigue[J]. *Displays*, 2017, 49: 51-58.
- [84] COPPOLA S M, LIN M Y C, SCHILKOWSKY J, et al. Tablet Form Factors and Swipe Gesture Designs Affect Thumb Biomechanics and Performance during Two-Handed Use[J]. *Applied Ergonomics*, 2018, 69: 40-46.
- [85] LEE D L, KUO P L, JINDRICH D L, et al. Computer Keyswitch Force-Displacement Characteristics Affect Muscle Activity Patterns during Index Finger Tapping[J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2009, 19(5): 810-820.
- [86] KIM M, KIM J, JEONG K, et al. Grasping VR: Presence of Pseudo-Haptic Interface Based Portable Hand Grip System in Immersive Virtual Reality[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2020, 36(7): 685-698.
- [87] TRUDEAU M B, UDTAMADILOK T, KARLSON A K, et al. Thumb Motor Performance Varies by Move-



- ment Orientation, Direction, and Device Size during Single-Handed Mobile Phone Use[J]. *Human Factors*, 2012, 54(1): 52-59.
- [88] DE LOOZE M P, BOSCH T, KRAUSE F, et al. Exoskeletons for Industrial Application and Their Potential Effects on Physical Work Load[J]. *Ergonomics*, 2016, 59(5): 671-681.
- [89] CHEN Bao-jun, GRAZI L, LANOTTE F, et al. A Real-Time Lift Detection Strategy for a Hip Exoskeleton[J]. *Frontiers in Neurorobotics*, 2018, 12: 17.
- [90] GLINSKI A V, YILMAZ E, MROTZEK S, et al. Effectiveness of an On-Body Lifting Aid (HAL® for Care Support) to Reduce Lower back Muscle Activity during Repetitive Lifting Tasks[J]. *Journal of Clinical Neuroscience*, 2019, 63: 249-255.
- [91] WEI Wei, ZHA Shi-jia, XIA Yu-xuan, et al. A Hip Active Assisted Exoskeleton that Assists the Semi-Squat Lifting[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(7): 2424.
- [92] WANG Zhuo, WU Xin-yu, ZHANG Yu, et al. A Semi-Active Exoskeleton Based on EMGs Reduces Muscle Fatigue when Squatting[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2021, 15: 625479.
- [93] QU Xi-shuai, QU Chen-xi, MA Tao, et al. Effects of an Industrial Passive Assistive Exoskeleton on Muscle Activity, Oxygen Consumption and Subjective Responses during Lifting Tasks[J]. *Plos One*, 2021, 16(1): e0245629.
- [94] YAN Ze-feng, HAN Bin, DU Zi-hao, et al. Development and Testing of a Wearable Passive Lower-Limb Support Exoskeleton to Support Industrial Workers[J]. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2021, 41(1): 221-238.
- [95] ANTWI-AFARI M F, LI Heng, ANWER S, et al. Assessment of a Passive Exoskeleton System on Spinal Biomechanics and Subjective Responses during Manual Repetitive Handling Tasks among Construction Workers[J]. *Safety Science*, 2021, 142: 105382.
- [96] LUGER T, BÄR M, SEIBT R, et al. A Passive back Exoskeleton Supporting Symmetric and Asymmetric Lifting in Stoop and Squat Posture Reduces Trunk and Hip Extensor Muscle Activity and Adjusts Body Posture-A Laboratory Study[J]. *Applied Ergonomics*, 2021, 97: 103530.
- [97] TETTEH E, M. HALLBECK S, MIRKA G A. Effects of Passive Exoskeleton Support on EMG Measures of the Neck, Shoulder and Trunk Muscles while Holding Simulated Surgical Postures and Performing a Simulated Surgical Procedure[J]. *Applied Ergonomics*, 2022, 100: 103646.
- [98] 李自由, 赵新刚, 张弼, 等. 基于表面肌电的意图识别方法在非理想条件下的研究进展[J]. *自动化学报*, 2021, 47(5): 955-969.
- LI Zi-you, ZHAO Xin-gang, ZHANG Bi, et al. Review of sEMG-Based Motion Intent Recognition Methods in Non-Ideal Conditions[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(5): 955-969.
- [99] LI Jing-jing, WANG Qiang. Multi-Modal Bioelectrical Signal Fusion Analysis Based on Different Acquisition Devices and Scene Settings: Overview, Challenges, and Novel Orientation[J]. *Information Fusion*, 2022, 79: 229-247.
- [100] 李庆明. 基于多模态数据融合的人体肌肉疲劳研究及其检测系统设计[D]. 郑州: 郑州大学, 2020.
- LI Qing-ming. Research on Human Muscle Fatigue Based on Multimodal Data Fusion and Design of Its Detection System[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2020.
- [101] ALY H, YOUSSEF S M. Bio-Signal Based Motion Control System Using Deep Learning Models: A Deep Learning Approach for Motion Classification Using EEG and EMG Signal Fusion[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2023, 14(2): 991-1002.
- [102] KIM S, SHIN D Y, KIM T, et al. Enhanced Recognition of Amputated Wrist and Hand Movements by Deep Learning Method Using Multimodal Fusion of Electromyography and Electroencephalography[J]. *Sensors*, 2022, 22(2): 680.
- [103] 张聪. 多通道表面肌电信号特征提取关键技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2020.
- ZHANG Cong. Research on Key Technologies of Feature Extraction of Multi-Channel Surface EMG Signals[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2020.
- [104] ISLAM I U, ULLAH K, AFAQ M, et al. Spatio-Temporal sEMG Image Enhancement and Motor Unit Action Potential (MUAP) Detection: Algorithms and Their Analysis[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2019, 10(10): 3809-3819.
- [105] OH D C, JO Y U. Classification of Hand Gestures Based on Multi-Channel EMG by Scale Average Wavelet Transform and Convolutional Neural Network[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2021, 19(3): 1443-1450.
- [106] BAYGIN M, BARUA P D, DOGAN S, et al. A Hand-Modeled Feature Extraction-Based Learning Network to Detect Grasps Using sEMG Signal[J]. *Sensors*, 2022, 22(5): 2007.
- [107] ZHENG Nan, LI Yu-rong, ZHANG Wen-xuan, et al. User-Independent EMG Gesture Recognition Method Based on Adaptive Learning[J]. *Frontiers in Neuroscience*, 2022, 16: 847180.
- [108] CHANG J, PHINYOMARK A, SCHEME E. Assessment of EMG Benchmark Data for Gesture Recognition Using the NinaPro Database[J]. *IEEE*, 2020, 2020: 3339-3342.
- [109] DU Yu, JIN Wen-guang, WEI Wen-tao, et al. Surface EMG-Based Inter-Session Gesture Recognition Enhanced by Deep Domain Adaptation[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2017, 17(3): 458.