

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615119

基于离散小波变换与 NMF 算法的挖掘机驾驶员 上肢肌肉协同特征研究*

幸运胜^{1,2}, 闫新宇¹, 薛菁华¹, 李梦涛¹

(1. 太原科技大学机械工程学院 太原 030024; 2. 高端绿色工程机械关键技术山西省重点实验室 太原 030024)

摘要:为探究由于挖掘机驾驶疲劳所致的上肢肌肉协同特征改变的问题,提出一种结合离散小波变换与非负矩阵分解(NMF)的驾驶员上肢肌肉协同特征分析方法。基于挖掘机模拟驾驶平台开展实验,采集成年男性被试者 10 块上肢肌肉的表面肌电信号(sEMG),采用离散小波变换对信号进行多尺度分解,通过软阈值处理去除噪声与基线漂移,采用 NMF 提取肌肉协同元与权重,结合协同激活程度与明显激活时间指标,分析疲劳前后上肢肌肉协同结构与时序变化特征。结果表明,方差贡献率(VAF)均大于 0.95 条件下确定协同元数量为 2,疲劳后挖掘阶段左右上肢协同元 1 由肱桡肌、指伸肌,肱二头肌转变为肱桡肌、指伸肌,协同元 2 由肱三头肌、斜方肌扩展为肱二头肌、肱三头肌,斜方肌;回转与装车阶段左上肢呈现相同重组模式,而右上肢协同组成保持稳定。挖掘阶段协同激活程度由 84% 和 72% 分别下降至 81% 和 69%,整体下降约 3%;回转与装车阶段协同元 1 与协同元 2 激活程度分别由 81%、76% 下降至 77%、74%,整体协同下降约 3%,降幅小于挖掘阶段,但明显激活时间变化率达 17%。挖掘机操作疲劳会引起上肢肌肉协同元重组与时序改变,其适应机制具有阶段依赖,中枢神经系统通过改变协同激活时序与延长激活持续时间实现稳定控制。该研究可为挖掘机的人机协同控制及辅助驾驶提供分析方法和数据参考。

关键词: 挖掘机;肌电信号;离散小波变换;非负矩阵分解;肌肉协同

中图分类号: TU621 TH248 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Research on muscle synergy characteristics of the excavator driver's upper limbs based on the discrete wavelet transform and the NMF algorithm

Xin Yunsheng^{1,2}, Yan Xinyu¹, Xue Jinghua¹, Li Mengtao¹

(1. School of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China;

2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Advanced Green Construction Machinery Technologies, Taiyuan 030024, China)

Abstract: To investigate the changes in upper limb muscle synergy characteristics caused by excavator driving fatigue, a method combining discrete wavelet transform and non-negative matrix factorization (NMF) is proposed for analyzing the upper limb muscle synergy characteristics of drivers. Based on the excavator simulation driving platform, experiments are implemented to collect surface electromyographic (sEMG) signals of 10 upper limb muscles from adult male subjects. The discrete wavelet transform is used to perform multi-scale decomposition of the signals, and soft thresholding is utilized to remove noise and baseline drift. NMF is used to extract muscle synergy elements and weights. Combined with the degree of synergy activation and obvious activation time indicators, the collaborative structure and temporal changes of upper limb muscles before and after fatigue are analyzed. The results show that, under the condition of variance accounted for (VAF) greater than 0.95, the number of synergistic elements was determined to be 2. During the post-fatigue mining stage, synergistic element 1 in the left and right upper limbs changed from brachioradialis and extensor digitorum, and biceps to brachioradialis and extensor digitorum, while synergistic element 2 expanded from triceps and trapezius to biceps, triceps, and trapezius. During the rotation and loading stages, the left upper limb shows the same reorganization pattern, while the right upper limb cooperates to maintain stability. The degree of collaborative activation during the mining phase decreased from 84% and 72% to

收稿日期: 2026-03-07 Received Date: 2026-03-07

* 基金项目: 山西省交通运输厅科技项目 (2026-1-6)、山西省科技攻关计划项目 (202402080301013) 资助

81% and 69%, respectively, with an overall decrease of about 3%. The activation levels of collaborative element 1 and collaborative element 2 during the rotation and loading stages decrease from 81% and 76% to 77% and 74%, respectively. The overall collaborative decrease is about 3%, which is smaller than that during the excavation stage. But the significant activation time change rate reaches 17%. The fatigue of excavator operation can cause the reorganization and temporal changes of upper limb muscle synergy, and its adaptation mechanism is stage-dependent. The central nervous system achieves stable control by changing the synergy activation timing and prolonging the activation duration. This study can provide analysis methods and data references for human-machine collaborative control and assisted driving of excavators.

Keywords: excavator; EMG signal; discrete wavelet transform; non-negative matrix factorization; muscle synergy

0 引言

挖掘机作为典型工程机械,在保证工程质量、提升施工效率等方面发挥着重要作用^[1]。驾驶员在作业过程中保持注意力高度集中,长期处于持续操作与姿态维持状态,极易产生肌肉疲劳^[2],进而影响工作效率与操作安全。Moon等^[3]对挖掘机驾驶员调查显示,驾驶员肩颈部及下背部的肌肉患病率均高于其他工种,该工种存在明显的人机工效学风险。当肌肉因疲劳而导致输出能力下降时,中枢神经系统会通过重组肌肉协同模式进行调节,以此保证任务完成。肌肉协同理论表明,中枢神经系统通过募集一组肌肉群,构建执行不同任务时的动作模块,可以反映一组肌肉在时序上的共同激活模式^[4]。肌肉协同理论为理解这种神经控制策略提供了框架,但针对挖掘机驾驶这一频繁操作特点的任务,其肌肉协同模式随疲劳演变的规律尚不明确。

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)来自中枢神经系统对外界刺激作出反应时的电位变化,是经皮肤表面电极采集的生物电信号,包含着丰富的肌肉状态信息,是用于疲劳检测、姿态识别以及分析肌肉协同的有效方法^[5],能够无创、实时地反映肌肉的激活强度与功能状态^[6]。在采集sEMG信号后,通过盲源分离算法提取表面肌电特征,主要算法有非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)、主成分分析(principal component analysis, PCA)、独立成分分析(independent component analysis, ICA)以及奇异值分解(singular value decomposition, SVD)等^[7]。NMF被用于肌肉协同分析,主要基于其非负性特征,更符合肌电信号的生理含义,即负值没有物理意义^[8]。此外,相较于PCA等方法,NMF可直接得到非负的肌肉权重与激活时间序列,便于生理解释与进一步研究。该算法最早由Lee等^[9]提出,由于肌肉协同模式中的负值并没有实际意义,所以NMF算法可以获得两个非负矩阵的分解结果更具有实际意义且相比其他算法具有更好的鲁棒性和有效性。刘艺格等^[10]利用NMF算法进行肌肉协同分析,从而研究人体有无负重下的行走控制策略是否改变。杨延璞等^[11]通过NMF

寻找不同高度下过头作业的肌肉协同模式及协同肌肉,为指导改善过头作业的姿势和开发辅助装备提供理论依据。Yu等^[12]的研究引入了NMF加权的综合肌肉疲劳模型,分析协同动作期间的持续多肌肉重量系数矩阵,为肌肉疲劳评估提供了更全面的方法。

肌肉协同是指多个肌肉通过相互协作形成的特定模式^[13]。人体动作无法通过单一肌肉完成,中枢神经系统通过同时募集若干个肌肉协同,以模块化控制的方式减轻冗余运动控制的计算负担^[14],以模块化控制的肌肉协同称为肌肉协同元,对其进行分析计算可以更好的揭示疲劳产生对肌肉协同控制的影响。为弥补同类型研究的不足,采用sEMG对人体肌肉协调性的研究日益增多,Chang等^[15]分析了不同年龄的受试者进行吞咽实验所得到的sEMG图,阐明衰老如何影响咀嚼肌和喉上肌的协调性。姜海燕等^[16]提出了一种采用肌肉协同分析方法对所采集的sEMG信号进行降维处理,以减少冗余控制问题产生的计算成本,结合改进型递归小脑模型神经网络对下肢踝关节力矩进行连续预测。Baskaran等^[17]针对测试受试者手指屈肌、拇长屈肌和指总伸肌运动时产生的sEMG,进行神经肌肉疲劳评估,说明了协同域的sEMG分析对具有疲劳感知的手部外骨骼控制可行。安义帅等^[18]采集受试者单侧膝关节屈曲受限与正常运动下肌肉的sEMG,探索肌肉在不同运动模式下的肌肉协同的区别,对运动功能的定量分析和人体下肢康复具有指导意义。郑楠等^[19]等通过对采集的sEMG进行NMF算法来提取进行相关动作时的肌肉协同,同时利用最小二乘法得到两个协同距离最小的转换矩阵,以此提高用户无关手势识别的正确率,有利于用户后续做手势识别并为普适性的可穿戴机电设备提供有效方案。崔彩虹等^[20]研究了不同步行速度对下肢肌肉协同模式及肌肉功能网络的影响,为神经肌肉功能障碍的患者的步态功能评估提供了理论支撑。肌肉协同作为人体运动的一种模块化控制方式,已经被用于运动神经科学和临床研究^[21]。

大多数人体运动中,上肢通常比下肢承担更多精细复杂的任务。桂奇政等^[22]通过采集受试者上肢相关肌肉的sEMG信号与掌关节角度,基于建立的激活模型实现了关节运动的连续计算。Tang等^[23]设计了3种针对

肘部和肩关节的路径移动任务,发现这3种任务的肌肉协同结构近乎一致。庞兹豪等^[24]通过对肘关节运动中的上肢肌肉 sEMG 进行肌肉协同分析,来进行肌肉疲劳状态识别,以此为康复机器人提供合理的康复治疗方。Wei 等^[25]提出了4个深度学习模型来提取肌肉协同,发现基于三维卷积神经网络(3D convolutional neural networks, 3DCNN)的模型在持续预测手腕屈伸角度方面的表现优于其他模型,为未来利用 sEMG 进行持续运动意向预测的研究提供了新的方向。对于挖掘机操作过程,上肢操作动作同样比下肢动作更加复杂,下肢操作主要集中在踏板处,运动模式相对单一,挖掘机典型工况包含挖掘、回转与装车3个主要阶段,在操作方向、视觉目标及空间定位需求上存在差异。挖掘阶段以单方向力控制为主,而回转与装车阶段需要在挖掘区与装车区之间进行往返空间操作与视觉目标切换,操作更为复杂。驾驶疲劳可能在不同作业阶段引起肌肉协同重组,但相关肌肉协同理论尚不明确。

因此,本文提出一种结合离散小波变换与 NMF 算法的挖掘机驾驶员上肢肌肉协同特征分析方法,并基于主客观结合的肌电实验,从肌肉协同层面研究了挖掘机驾驶过程中以疲劳为变量的协同结构重组问题、疲劳代偿机制与激活时序变化问题,为挖掘机的人机协同控制及辅助驾驶提供分析方法和数据参考。

1 肌电信号处理方法

1.1 肌电信号预处理

sEMG 在采集过程中容易受到电极运动伪差、工频干扰以及环境噪声等因素影响,因此在进行后续分析前需对原始信号进行预处理,以提高信号质量并保证不同被试间数据的可比性。为提高 sEMG 质量,减少运动伪差、电极滑移及环境噪声对信号的影响,本研究在传统滤波基础上引入小波去噪方法进行预处理。

sEMG 信号的有效频率范围通常集中在 20~450 Hz,本研究采用 30~350 Hz 带通滤波器以去除低频运动伪差与工频干扰。滤波过程如式(1)所示。

$$x_f(t) = x(t) * h(t) \quad (1)$$

式中: $x_f(t)$ 为滤波后的信号; $x(t)$ 为原始 sEMG; $h(t)$ 为带通滤波器的冲激响应函数。

为消除实验环境中的工频干扰,对信号进行 50 Hz 陷波滤波处理,得到去除工频干扰后的信号,滤波过程如式(2)所示。

$$x_n(t) = x_f(t) - n_{50}(t) \quad (2)$$

式中: $n_{50}(t)$ 为 50 Hz 工频干扰分量; $x_n(t)$ 为陷波滤波后的信号。

采用离散小波变换(discrete wavelet transform,

DWT)对信号进行多尺度分解,通过软阈值处理去除高频随机噪声与低频基线漂移成分,重构得到去噪信号。与传统滤波相比,小波去噪能够在保留肌肉激活瞬时变化特征的同时有效抑制非平稳噪声,更适用于动态操作条件下的 sEMG 处理。小波分解计算方法如式(3)所示。

$$x_n(t) = \sum c_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

式中: $c_{j,k}$ 为小波分解系数; $\psi_{j,k}$ 为小波基函数; j 为分解尺度; k 为平移参数。

本研究选用 Daubechies 小波族中的 db4 作为小波基函数,并对信号进行 5 层小波分解。该小波能在时频局部化分析中较好地保留肌电信号的瞬态特征,由于实验设备采样频率为 2 000 Hz,5 层分解时的近似项 A5 所对应的上限约为 31.25 Hz,可能将低频的基线漂移与 30 Hz 以上的肌电信号有效频带分离,同时细节系数覆盖高频成分,便于通过软阈值抑制高频随机噪声。具体计算表达式如式(4)所示。

$$\hat{c}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(c_{j,k}) (|c_{j,k}| - \lambda), & |c_{j,k}| > \lambda \\ 0, & |c_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\hat{c}_{j,k}$ 为去噪后的小波系数; λ 为阈值参数。

阈值采用通用阈值法计算,如式(5)所示。

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (5)$$

式中: N 为信号长度; σ 为噪声标准差,其估算公式如式(6)所示。

$$\sigma = \frac{\text{median}(|d_1|)}{0.6745} \quad (6)$$

式中: d_1 为第一层细节小波系数。

经过阈值处理后,通过小波重构得到去噪后的肌电信号 $x_d(t)$ 。对去噪后的信号进行全波整流处理,随后采用截止频率为 5 Hz 的巴特沃斯低通滤波器提取肌电包络,以表征肌肉整体激活水平。由于不同被试者肌肉体积、电极位置及皮肤阻抗等因素存在差异,为消除个体差异对信号幅值的影响,对 sEMG 进行幅值归一化处理,计算方法如式(7)所示。

$$x_{\text{norm}}(t) = \frac{x(t)}{x_{\text{max}}} \quad (7)$$

式中: $x(t)$ 为包络后的信号; x_{max} 为该信号最大值; $x_{\text{norm}}(t)$ 为归一化后的信号。

由于不同操作周期持续时间存在差异,为便于不同周期之间的比较,对时间轴进行归一化处理,计算方法如式(8)所示。

$$t_{\text{norm}} = \frac{t}{T} \times 100\% \quad (8)$$

式中: t 为当前时间; T 为单次操作周期持续时间; t_{norm} 为归一化时间。通过时间归一化可将不同操作周期统一映

射至0%~100%的相位区间,从而实现sEMG的可比性分析。

1.2 肌电信号特征提取

研究采用NMF算法提取肌肉协同元。NMF是一种基于矩阵分解的无监督学习算法,该算法将原始非负数据矩阵分解为两个低维非负矩阵的乘积,从而获得潜在特征结构。NMF在肌肉协同研究中具有良好的生理可解释性。

基于NMF方法提取肌肉协同元,如式(9)所示,为该方法的计算公式。

$$\mathbf{X}_{p \times q} \approx \mathbf{U}_{p \times r} \cdot \mathbf{V}_{r \times q} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}_{p \times q}$ 为原始的sEMG矩阵, p 为肌肉数量, q 为对应采样点; $\mathbf{U}_{p \times r}$ 为协同结构矩阵, r 为 p 块肌肉构成的协同数量; $\mathbf{V}_{r \times q}$ 为激活系数矩阵,表示 r 个肌肉协同在 q 个采样点上的激活程度。定义 $\hat{\mathbf{X}}$ 为重构矩阵,最终通过最小化误差值 $\mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}$ 确定分解结果。

肌肉协同元数量通过方差贡献率(variance accounted for, VAF)确定,该曲线可以计算重构矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 与原始矩阵 $\mathbf{X}$ 的方差贡献率,通过VAF判断重构质量,具体计算方法如式(10)所示。

$$\text{VAF} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (X_{ij} - \hat{X}_{ij})^2}{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (X_{ij})^2} \quad (10)$$

式中: X_{ij} 为 $\mathbf{X}$ 中 i 行 j 列对应的值; $\hat{X}_{ij}$ 为 $\hat{\mathbf{X}}$ 中 i 行 j 列对应的值。VAF介于0~1,较高的VAF确保所提取的协同元能够解释原始肌电信号中所携带的协同信息,从而最大限度地减少测量噪声和随机波动对协同元结构组成提取的干扰。当该值大于0.95时^[26],肌肉协同元数量即可确定,且增加协同元后,该值变化率小于0.01^[27]。

肌肉贡献度能够反映肌肉募集程度,是由 $\mathbf{U}$ 矩阵的列向量决定的,具体计算方法如式(11)所示。

$$MC_{i,s} = \frac{U_{i,s}}{\sum_{i=1}^p U_{i,s}} \quad (11)$$

式中: $MC_{i,s}$ 为肌肉 i 在协同元 s 中的相对贡献度,用于比较疲劳前后同一肌肉在不同协同元中的贡献差异。

单个协同元激活程度反应了肌肉激活强度,计算方法如式(12)所示。

$$AL_s = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q V_{s,j} \quad (12)$$

式中: $V_{s,j}$ 为第 s 个协同第 j 个时间点的激活程度。

整体协同元激活程度,反映了整体协同结构的激活强度,通过各肌肉协同元激活强度平均值计算,计算方法如式(13)所示。

$$AL = \frac{1}{r} \sum_{s=1}^r AL_s \quad (13)$$

式中: AL 为整体协同元激活程度; r 为总的肌肉协同数量; AL_s 为单个协同元激活程度。

当肌肉协同元激活程度高于整体协同元激活程度的50%时,则可以看作该协同元明显激活,计算方法如式(14)所示。

$$DA_s = \frac{T_s}{T} \times 100\% \quad (14)$$

式中: DA_s 为明显激活时间; T_s 为第 s 个协同元的明显激活时间; T 为整个操作过程的时长。

当两个及以上协同元在同一时间段同时明显激活时,可以看作多个肌肉协同元处于共同激活状态,具体共同激活时间计算方法如式(15)所示。

$$\text{CoA} = \frac{T_{\text{co}}}{T} \times 100\% \quad (15)$$

式中: CoA 为共激活时间; T_{co} 为协同元明显激活时间。

1.3 肌电信号分析流程

本研究信号处理流程如图1所示。

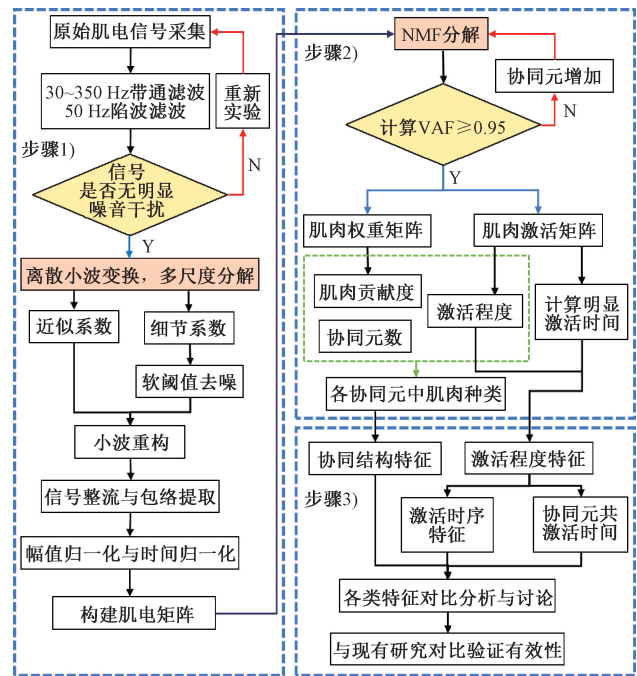


图1 信号分析流程

Fig. 1 Signal analysis process

步骤1):采集原始sEMG,采用30~350 Hz带通滤波和50 Hz陷波滤波对信号滤波。通过质量判断剔除噪声过大的信号。对于满足分析要求的信号,采用离散小波变换进行多尺度分解,将信号分解为近似系数和细节系数。对细节系数进行软阈值去噪处理,结合近似系数进行小波重构得到去噪后的sEMG。对信号进行全波整流与包络提取,进一步进行幅值归一化与时间归一化处理,最终构建肌电矩阵;

步骤 2):采用 NMF 提取肌肉协同模式,将机电矩阵分解为肌肉权重矩阵和肌肉激活矩阵。通过 VAF 评估分解结果对原始信号的重构能力,当 $VAF \geq 0.95$ 时认为协同单元数量合理,若未达到阈值,则增加协同单元数量并重新进行分解。提取肌肉贡献度、激活程度以及明显激活时间等协同特征,分析各协同单元中参与的主要肌肉类型;

步骤 3):分析协同结构、激活程度特征与激活时序特征,计算协同元的共激活时间,对比不同协同模式的特征差异,结合已有研究结果验证本研究在挖掘机驾驶员肌肉协同特征分析中的可靠性。

2 肌电信号采集实验设计

2.1 实验规划

为探究挖掘机驾驶员在驾驶过程中疲劳前后上肢肌肉的协同特性,本研究采用主观疲劳感知问卷记录与客观实验数据采集相结合的方法。主观问卷记录包括,在实验过程中,让被试者填写基于 Borg 量表的上肢肌肉疲劳量表,记录主观疲劳状况,量表内容如表 1 所示。

表 1 上肢肌肉疲劳主观量表等级划分与疲劳描述

Table 1 Classification and description of upper limb muscle fatigue subjective scale

等级	疲劳感知描述
0	完全无疲劳,肌肉感觉轻松
1	轻微疲劳,几乎无不适
2*	轻度疲劳,可轻松继续运动
3	有些疲劳,肌肉开始感到略微紧张
4*	中等疲劳,肌肉略感酸胀,但不影响动作
5	明显疲劳,肌肉有些无力,需要短暂休息
6*	强烈疲劳,上肢有较明显的酸胀或无力感
7	非常疲劳,肌肉发沉,继续运动感到困难
8*	接近极限,肌肉严重无力,动作明显受限
9	极度疲劳,几乎无法继续,需要立即休息

表 1 中 2*、4*、6* 和 8* 为重要疲劳节点,0 为参考等级,不进行填写;客观实验数据采集则通过规划机电实验,采集 sEMG,利用数据分析客观疲劳状况。重要疲劳节点与客观机电数据对照,可以反映每位被试者综合疲劳感受的动态变化过程,既能尊重个体的主观感知差异,又能确保所研究的疲劳程度具有可量化、可比较的生理学特征。

2.2 实验对象

本研究共招募 6 名成年男性被试者,根据中华人民共和国卫生行业标准《WS/T 428—2013》^[28],所有被试者身体质量指数(body mass index, BMI)均在正常范围(18.5~23.9)。长期从事挖掘机驾驶操作的专业驾驶员由于长期驾驶训练,中枢神经系统会形成更优的、效率更高的肌肉协同与神经募集模式,因此在主观疲劳感知上会与无经验驾驶者有较大差距,同时在客观测量的实验数据上,这两类人员的机电信号结果也会有较大差异。为避免肌肉神经募集导致被试者疲劳感知降低,实验不招募长期从事挖掘机操作的技术人员。

为保障被试者在肢体尺寸上的代表性,通过前期筛选,被试者的大臂长、小臂长及手掌长度等关键肢体尺寸分别覆盖中国成年男性第 5、50 及 95 百分位点的人群,具体信息如表 2 所示。

表 2 被试者基本信息

Table 2 Basic information of subjects

编号	年龄	身高/ mm	体重/ kg	大臂长/ mm	小臂长/ mm	手掌长 度/mm
1	23	1 662	65.4	294	223	176
2	25	1 696	68.3	306	227	185
3	24	1 758	69.4	313	242	186
4	24	1 765	72.3	317	235	190
5	24	1 832	78.2	339	256	203
6	23	1 844	79.5	340	256	206

所有被试均身体健康,无神经系统疾病,且在实验前,通过口头访谈与简易问卷确认其近期无急性疾病、无可能影响肌电信号或运动功能的慢性病史(如关节炎、糖尿病等),且无上肢肌肉骨骼损伤史。实验安排在下午进行,被试者被提前告知在实验前 72 h 内避免剧烈运动,并于实验前静坐休息 10 min,以尽可能消除疲劳因素与心理因素干扰,确保所有参与肌肉在测试开始时均无酸胀或不适感。所有被试者在实验前均签署了实验知情同意书。

2.3 实验设备

本研究采用挖掘机模拟驾驶实验平台进行全部实验,实验平台如图 2 所示,主要由两个操作杆、两个脚踏板与显示屏组成。sEMG 的采集使用 Noraxon 无线表面机电设备(采样频率为 2 000 Hz),通过预装 myoMUSCLE 软件的笔记本电脑进行数据实时记录。实验涉及的其他设备与耗材包括:电极片, Noraxon 肌电信号接收器,电极片与电极连接线,医用酒精,棉签,刮毛刀以及胶带等,如图 3 所示。



图 2 被试者实验过程

Fig. 2 Experimental process of subjects

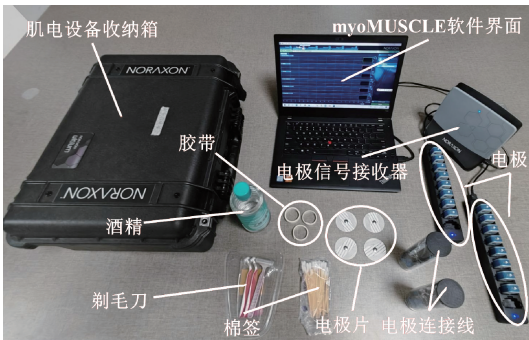
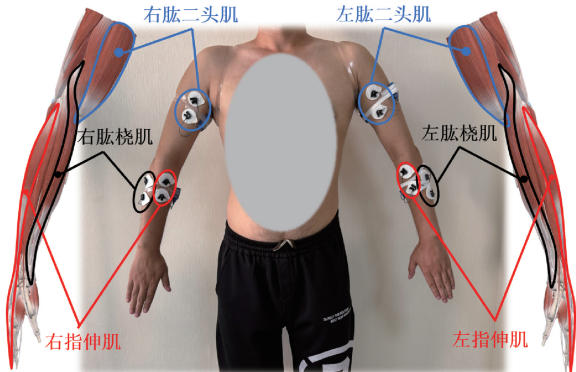


图 3 实验相关设备

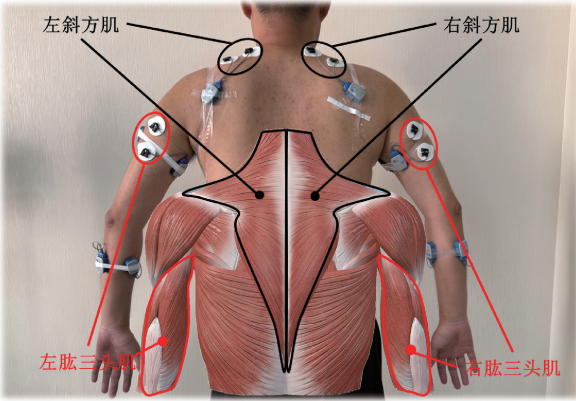
Fig. 3 Experiment-related equipment

2.4 实验流程

实验前,所有被试者提前熟悉操作方法,在挖掘机模拟器上进行,15 min 的实践操作。刮去被试者皮肤上的毛发,并用酒精进行消毒,同时在相应位置粘贴 sEMG 采集传感器。肌肉与电极片对应位置如图 4(a)和(b)所示,共选取了被试者左与右上肢肱二头肌、肱三头肌、肱桡肌、指伸肌和斜方肌共 10 块肌肉。



(a) 被试者正面
(a) Subject's front



(b) 被试者背面
(b) Subject's back

图 4 肌肉与电极片对应位置

Fig. 4 Corresponding position of the muscle and electrode piece

被试者进入试验台,调整座椅高度与水平位置,并保持固定,按照表 3 操作流程进行实验,重复进行 50 次操作流程。实验过程中,实验负责人会给被试者提供秒表计时,确保操作流程时间稳定,整个过程中,电极和传感器不进行更换。

表 3 挖掘机典型工况具体操作流程

Table 3 Specific operation process of the excavator under typical working conditions

阶段	操作名称	操作动作	操作时间/s
挖掘阶段	将机械臂与铲斗降落至合适位置	右手向右前压操纵杆,左手向前压操纵杆	3
	通过铲斗进行挖掘	右手向左压操纵杆,左手向后压操纵杆	5
	将机械臂与铲斗抬升至合适区域	右手向后压操纵杆	3
回转阶段	将机械臂回转至装车区域	左手向右压操纵杆	3
装车阶段	将机械臂与铲斗降落至合适位置	左手向前压操纵杆	3
	通过铲斗进行卸载	右手向右压操纵杆	5
回转阶段	将机械臂回转至挖掘区域	左手向左压操纵杆	3

表 3 中的操作时间是参考驾驶员实际操作动作进行定量分配的,挖掘时需要控制铲斗的铲入角度和深度,并根据物料阻力实时调整操作力度,而卸载时需平稳准确地将物料倒入目标区域,避免撞击或洒落,两个操作的复杂性决定了需要分配更多时间。降落、抬升和回转等操作属于位置转移,路径相对固定,对上肢肌肉操作要求较低,因此可用更短时间完成。

被试者每完成一组实验,按照疲劳感知描述内容,对肌肉所处状态做出等级评价,若被试者认为肌肉状态发生变化,则在评价一栏写出被试者实验操作过程中第几次出现该等级对应的状态。考虑到主观疲劳状态界定模糊,被试者无法精确界定所有等级的肌肉状态,因此这里可以写出 4 个关键节点等级即可。

3 肌肉协同结果分析与讨论

3.1 Borg 主观疲劳量表统计结果

将 6 位被试者的 Borg 主观疲劳量表汇总,如图 5 所示。

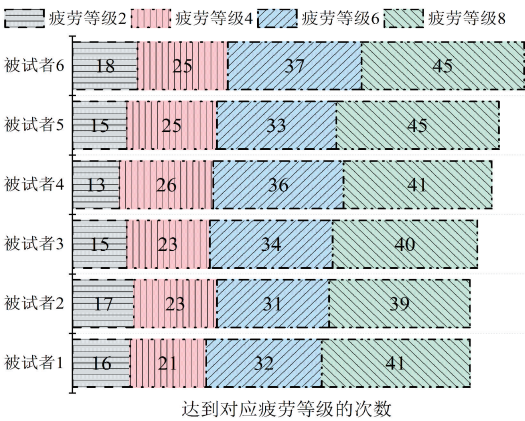


图 5 被试者主观疲劳量表统计

Fig. 5 Statistics of subjective fatigue scale of subjects

各被试者达到不同疲劳等级时的操作次数整体趋势较为一致,但在具体次数上存在一定个体差异。被试者进入疲劳等级 2 的操作次数主要集中在 13~18 次之间,表明轻度疲劳在作业初期即开始出现;进入疲劳等级 4 的次数集中在 21~26 次之间,反映出随着操作持续进行,疲劳程度逐渐积累。当操作次数达到 31~37 次之间时,被试者开始进入疲劳等级 6,说明此阶段已由中度疲劳向重度疲劳过渡。进一步增加操作次数后,各被试者在 39~45 次之间进入疲劳等级 8,表明此时已接近极度疲劳状态,可能伴随操作稳定性下降、动作不协调及输出功率减弱等现象。

在某些被试者身上可能因个体耐受性差异而出现主观疲劳评价结果与主观实际情况不符,疲劳等级 6 则恰

好位于疲劳发展过程的中期至后期阶段,可以视为从“中度疲劳”向“重度疲劳”过渡的关键节点。因此,本研究选择等级 6 作为最终疲劳临界等级,选择 6 位被试者疲劳等级 6 对应次数的平均值为疲劳判定临界值,则当操作次数超过该临界值时,后续操作次数视为疲劳操作。

3.2 肌肉协同元组成与控制策略分析

为方便描述研究结果,将挖掘机上肢操作典型工况分为两个主要阶段:挖掘阶段、回转与装车阶段两个回转过程与一个装车过程。通过 VAF 计算,确定协同元数量为 2。

如图 6(a)~(d)所示,在非疲劳状态下,挖掘阶段左右上肢的协同模式均呈现出较为清晰的双峰结构,峰值主要分布在 20%~30% 和 50%~70% 阶段,分别包含铲斗下降与挖掘,抬升动作的最大激活程度。在协同元 1 中,左右上肢的指伸肌、肱桡肌与肱二头肌的激活程度较大,均在大约 22% 阶段达到最大值,该协同元以肘部屈肌参与为主,归一化权重结果显示,左上肢肱桡肌占比 0.26、指伸肌占比 0.21、肱二头肌占比 0.22,右上肢 3 块肌肉占比发生变化但总体激活程度并不改变,与激活程度曲线趋势一致,因此 3 块肌肉构成协同。在协同元 2 中,左右上肢的肱三头肌与斜方肌激活程度明显高于其余 3 块肌肉,在大约 30% 阶段达到最大值。两个协同元交替激活,共同完成挖掘阶段的上肢操作。

协同元 1 中,左上肢肱桡肌、肱二头肌及指伸肌权重分别约为 0.26、0.22 和 0.21,右上肢对应肌肉权重分别约为 0.21、0.24 和 0.22。在挖掘阶段第 1 个过程中,驾驶员双手均需向前压操纵杆,而在挖掘阶段其他操作中,右手需要向左压及后压操纵杆,左手则持续向后压操纵杆完成铲斗回拉动作,前臂肌群需要持续维持腕关节稳定与握持控制,以保证操纵杆操作的准确性。肱桡肌总体权重较高,在维持前臂中立位与操纵杆姿态控制中具有较强稳定作用,肱二头肌则主要参与左手后拉操纵杆过程中的肘关节屈曲动作,在铲斗回拉与阻力对抗过程中参与操作。指伸肌需要持续维持手指握持与腕部稳定,因此同样保持较高权重。协同元 2 中,左上肢肱三头肌与斜方肌权重分别达到 0.23 与 0.27,右上肢分别约为 0.26 与 0.24。肱三头肌主要负责控制挖掘机臂抬升阶段的肩关节伸展,而斜方肌则负责肩部稳定与上肢负载支撑。因此肩部与伸肌群在协同元 2 中的权重明显高于协同元 1。

如图 7(a)~(d)所示,在疲劳状态下,挖掘阶段整体激活时序延迟,部分肌肉激活程度下降,激活曲线的峰值平均降低约 8%~14%,双峰结构逐渐模糊。在协同元 1 中,肱二头肌激活程度下降明显,权重值较非疲劳状态降低,激活趋势与肱三头肌、斜方肌一致,协同元 1 的肌肉协同发生改变。左上肢第 1 峰值由 30% 提前至 25%,且

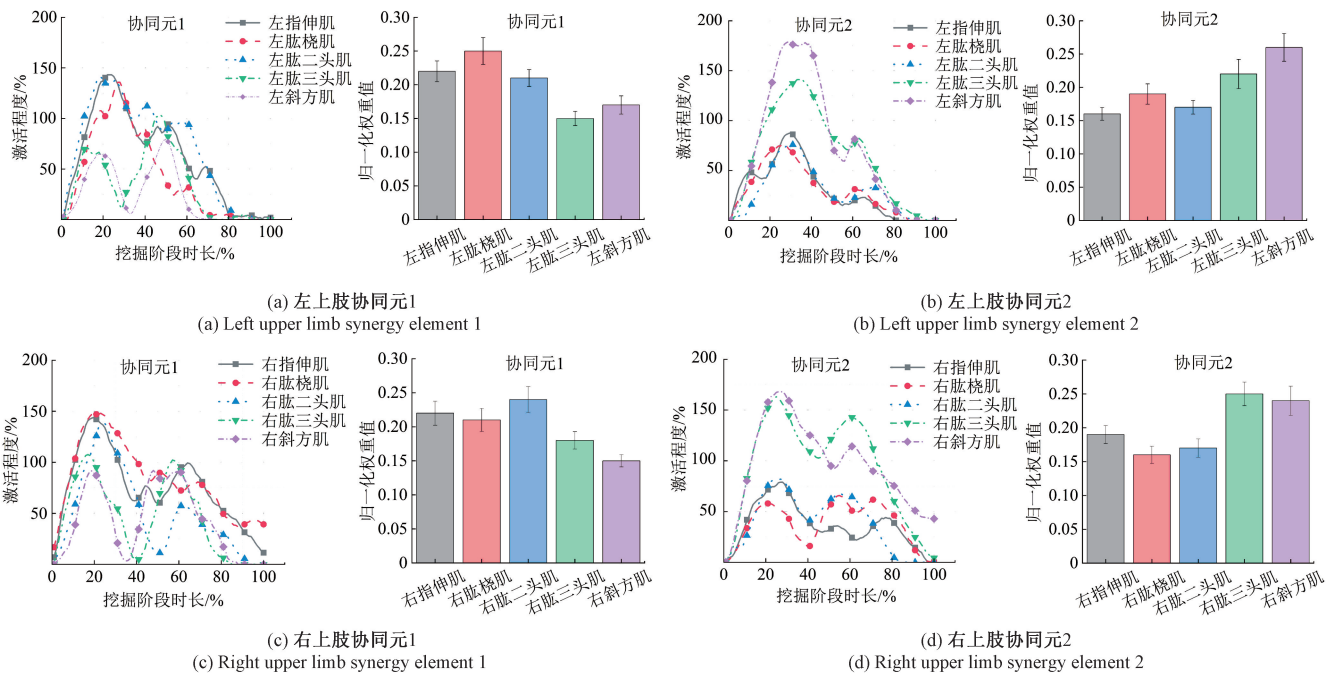


图 6 非疲劳状态下挖掘阶段激活程度与归一化权重值

Fig. 6 Activation degree and normalized weight value of mining stage under non-fatigue state

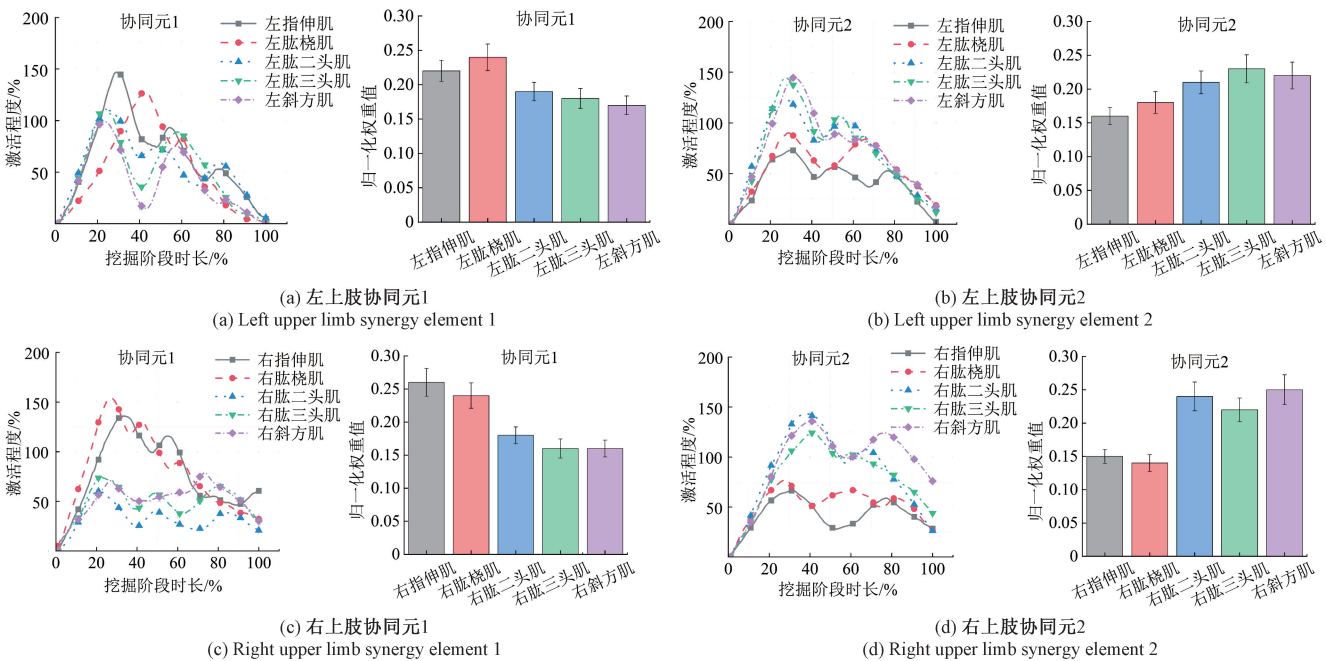


图 7 疲劳状态下挖掘阶段激活程度与归一化权重值

Fig. 7 Activation degree and normalized weight value of mining stage under fatigue state

波峰展宽,表明挖掘初期左上肢肌肉提前参与且持续激活时间延长,右上肢第 1 峰值由 20% 延后至 30%,波峰变窄,表明右上肢肌肉可能受疲劳影响较大,肌肉响应速度变慢。在协同元 2 中,肱二头肌激活程度明显提高,左上肢的第 1 峰值时序几乎没有变化,但波峰明显变窄,受疲

劳影响较大,右上肢第 1 峰值由 30% 延后至 40%,波峰展宽,肌肉激活持续时间增加。对比挖掘阶段左右上肢疲劳前后的协同元变化,协同元 1 在非疲劳状态下主要由屈肌群主导,对应挖掘阶段精细操纵的控制,协同元 2 则由伸肌群与肩部肌群主导,反映了抬升阶段的稳定控制

功能。在疲劳代偿后,上肢肌肉协同重组,构成协同元1的3块肌肉减少到2块,协同元2由2块肌肉增加至3块,协同元1中屈肌群权重下降,而协同元2中稳定性肌群权重上升,协同元之间的差异减小。这说明肌肉间的任务分化减弱,神经控制系统为维持操作动作的连续性,需调动更多肌群协同参与,最终表现为协同重组与代偿现象。疲劳还改变了左右上肢的激活时序关系。非疲劳时,左右上肢在约25%~35%阶段激活峰值基本同步,说明左右上肢在控制左右操纵杆时具有一定协调性。而疲劳后,左上肢峰值提前,右上肢峰值延后,左右上肢激活存在约10%~15%的激活时序差。激活时序错位可能导致操纵杆动作不同步,影响挖掘动作的连续性与精准性。

协同元1中左上肢肱二头肌权重下降至0.19,右上肢下降至0.16,肱桡肌权重分别提高至0.25与0.24,指伸肌提高至0.22与0.26。协同元2中肱二头肌在挖掘阶段长期承担抗阻屈曲任务。随着重复操作进行,局部代谢产物积累,肱二头肌的逐渐疲劳,中枢神经系统为了避免单一肌肉过度疲劳,会主动减少其募集程度,因此其协同元权重下降。肱桡肌权重提高说明疲劳后神经系统更加依赖前臂稳定控制。相比肱二头肌,肱桡肌属于偏

稳定性的肌肉,其肌纤维募集方式更适合维持持续低幅输出,因此在疲劳状态下承担更多操作任务,以补偿肱二头肌疲劳。挖掘阶段需要持续抵抗铲斗机械振动与操作反作用力,中枢神经系统增加腕部稳定性来维持操作过程,因此指伸肌协权重提高。协同元2中,左右肱二头肌权重分别提高至0.21与0.24,从肱二头肌协同权重的改变,可以推测,上臂与肩部肌群开始补偿前臂疲劳,承担更多操作任务。

如图8(a)~(d)所示,在非疲劳状态下,回转与装车阶段左右上肢的协同模式表现为单峰结构为主。在协同元1中,指伸肌、肱桡肌与肱二头肌激活程度较高,左上肢在30%阶段出现峰值,右上肢在50%前几乎没有激活,在70%阶段出现峰值。与挖掘阶段类似,指伸肌、肱桡肌,肱二头肌权重值较大,三者共同构成肌肉协同。在协同元2中,肱三头肌与斜方肌激活程度较高,左上肢在20%阶段出现峰值,右上肢在40%前几乎没有激活,而肱三头肌与斜方肌分别在60%阶段与80%阶段达到峰值。从归一化权重值可以看出,肱三头肌与斜方肌权重较大,构成肌肉协同。两个协同元交替激活,共同完成回转与装车阶段的全部操作。

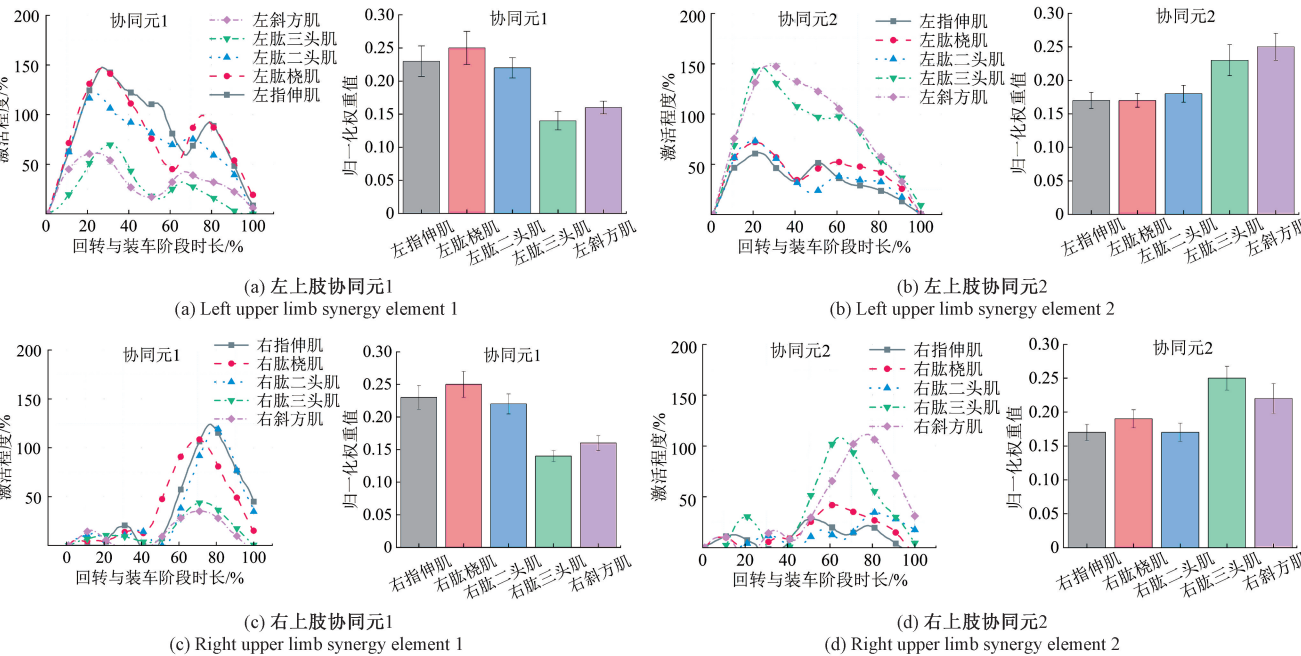


图8 非疲劳状态下回转与装车阶段激活程度与归一化权重值

Fig. 8 Activation degree and normalized weight value of slewing and loading stages under non fatigue state

协同元1中,左右上肢肱桡肌、指伸肌与肱二头肌权重均为0.25、0.23与0.22。相比挖掘阶段,前臂稳定肌群权重提高,而肱二头肌权重略有下降。其原因在于,回转与装车阶段外部阻力相对减小,操作任务由铲斗抗阻挖掘转变为机械臂转动,因此前臂稳定控制需求更加突

出。在机械臂回转至装车区域及回转至挖掘区域操作过程中,由左手向右与向左压操纵杆完成操作,右上肢参与程度较低,因此,左侧前臂肌群需要长时间维持操纵杆空间定位控制。肱桡肌主要负责前臂姿态稳定与连续控制,因此保持较高协同权重;指伸肌则主要负责维持手指

握持与腕部稳定,防止回转过程中出现操纵杆偏移。由于回转阶段不存在明显持续回拉负载,因此肱二头肌权重低于挖掘阶段。协同元2中,左上肢肱三头肌与斜方肌权重分别为0.23、0.25,右上肢分别为0.25与0.22。相比挖掘阶段,该阶段肩部肌群权重几乎持平,说明回转与装车过程中仍需要较高的肩部稳定能力。尤其在卸载操作,右手需向右压操纵杆完成卸料控制,此时肱三头肌参与肘关节伸展稳定,而斜方肌则负责维持肩带姿态稳定,因此两块肌肉在协同元2中持续保持较高权重。

如图9(a)~(d)所示,在疲劳状态下,整体峰值几乎没有发生变化,波峰依旧为单峰为主。在协同元1中,左肱二头肌激活程度升高,左肱二头肌权重增加,左指伸肌与左肱桡肌的峰值激活时序从25%延后至35%阶段,右指伸肌、右肱桡肌与右肱二头肌的峰值激活时序从75%提前至65%阶段。在协同元2中,左上肢肌肉峰值激活时序从20%延后至40%,右上肢变化较大,40%阶段之前的肌肉激活程度明显增加,峰值激活时序从70%延后至80%阶段,肌肉协同构成不变。

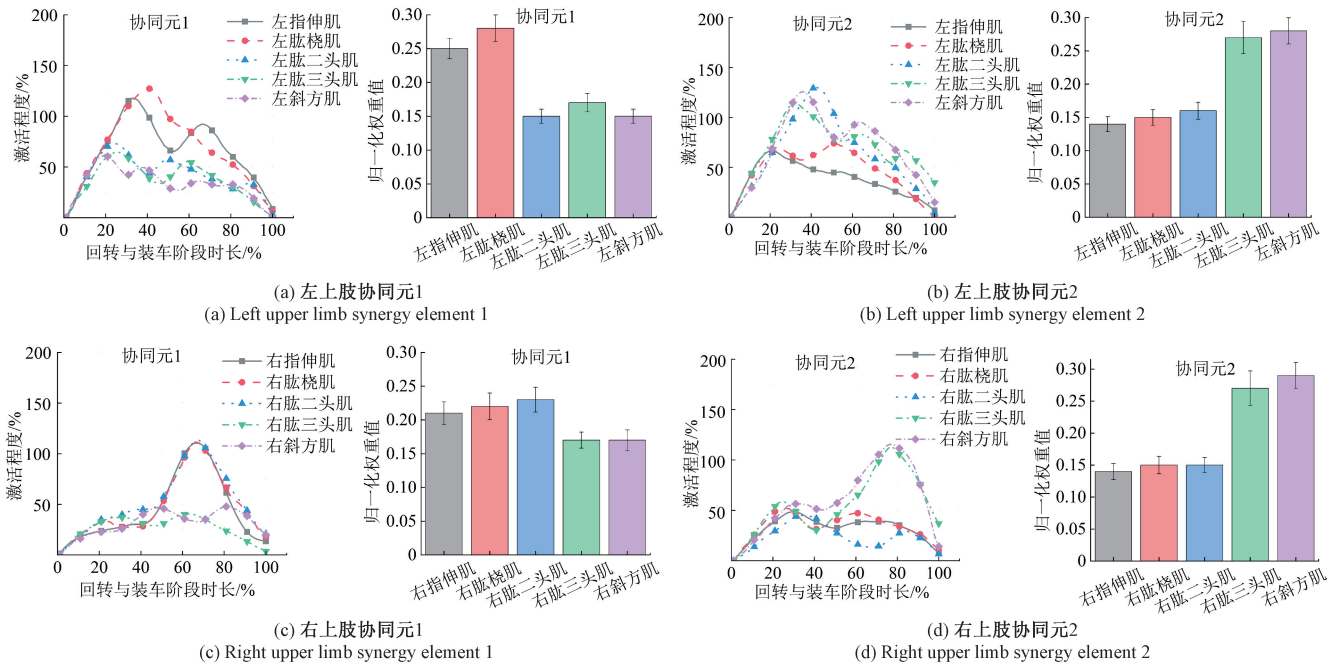


图9 疲劳状态下回转与装车阶段激活程度与归一化权重值

Fig. 9 Activation degree and normalized weight value of slewing and loading stages under fatigue state

在回转与装车阶段,疲劳前后的右上肢肌肉协同组成未发生改变,推测这一现象与右上肢在该阶段承担的操作任务相关。与左上肢主要负责机械臂回转不同,右上肢在装车过程中主要负责铲斗的抬升与卸载,操作动作幅度较小、操作精度要求较高,且在整个阶段占比时间少。该过程肌肉受力变化较小,肌肉处于单一动作支配下激活,即使是疲劳后,神经系统也不需要调整原有协同结构即可维持操作稳定性。

从肌肉激活的时序变化可以看出,疲劳状态下回转与装车阶段的上肢协同控制策略发生了明显调整。非疲劳状态时,左上肢主要负责机械臂的回转操作,右上肢仅在卸载阶段承担操作任务,两边肌肉激活峰值在时间上呈现明显的前后关系。而在疲劳状态下,这种前后关系特征模糊,激活时序呈现出交叠状态。左上肢的指伸肌与肱桡肌峰值由25%延后至35%阶段,说明左上肢反应时间变长,肌肉需要更长的预激活时间以完成相同动作;

右上肢提前激活,右指伸肌与右肱二头肌峰值由75%提前至65%阶段,表明右上肢在疲劳后更早介入操作,以补偿左上肢延迟反应带来的操作滞后。这种激活时序变化反映出神经系统在疲劳状态下通过提前部分肌肉的募集、延长其他肌肉的激活持续时间,来维持上肢持续操作的稳定性。

协同元1中左上肢肱桡肌、指伸肌权、肱二头肌重分别为0.28、0.25、0.15,右上肢权重分别为0.22、0.21、0.23。回转与装车阶段,操作任务由铲斗抗阻挖掘转变为机械臂转动,因此前臂稳定控制需求更加突出,左上肢参与更多操作,更容易出现局部疲劳,肱二头肌权重减少,而肱桡肌与指伸肌权重提高,中枢神经系统会减少肱二头肌募集程度,利用前臂肌群分担部分原本由上臂肌群完成的持续控制任务。左上肢协同元2中,肱三头肌、斜方肌权重分别为0.27、0.28,右上肢中权重分别为0.26、0.28。疲劳后协同元2中各肌肉权重明显增大,由

于肱二头肌权重减少,神经系统优先选择肩部肌群代偿,因此斜方肌始终保持较高权重。

3.3 肌肉激活程度与明显激活时间分析

如图10所示,挖掘阶段协同元1与协同元2在非疲劳状态下,激活程度分别为84%和72%,在疲劳后,激活程度下降至81%和69%,激活程度明显下降,回转与装车阶段同样也出现明显下降趋势。

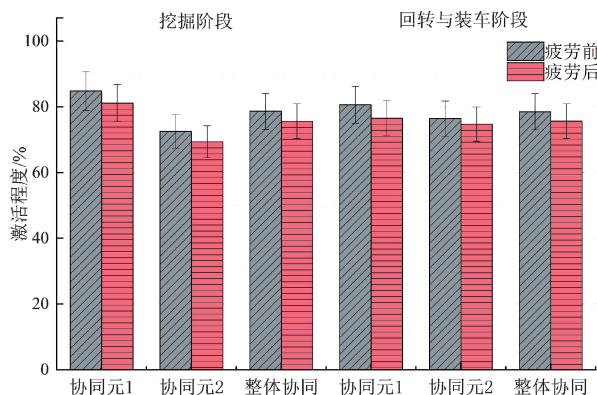


图10 各阶段肌肉协同激活程度

Fig. 10 Degree of muscle synergistic activation at each stage

当肌肉疲劳后,肌肉内代谢产物积累,导致兴奋-收缩耦联效率下降^[29],运动单位募集率与放电频率降低,肌纤维无法维持同等水平的电活动输出,从而使sEMG的整体激活强度下降,组成协同元1与协同元2的肌肉激活强度也随之下降。此外,随着肌肉能量储备减少,神经系统会主动减少输出指令以避免肌肉过度使用,这种“保护性抑制机制”也会进一步降低激活幅值^[30]。回转与装车阶段中,疲劳前后整体激活程度变化不显著,推测是由于右上肢参与的操作动作较少,导致激活水平变化幅度较小,同时验证右上肢肌肉协同组成在疲劳后仍保持不变。

图11为肌肉协同元的明显激活时间,挖掘阶段疲劳前后的明显激活时间变化较小,平均变化率为6%,回转与装车阶段疲劳前后的明显激活时间变化较大,平均变化率为17%。挖掘动作在多次重复操作后,上肢运动轨迹已经固定,即使在疲劳状态下,中枢神经系统为了确保基本作业任务的完成,也会优先维持协同元1中的屈肌群和协同元2中的伸肌及肩部肌群主要发力肌群的协同激活时序^[31]。这与McDonald等^[32]关于任务依赖性适应性策略的研究结论一致。回转与装车阶段包含两次回转动作与一次装车卸载动作,驾驶员需要在挖掘区域与装车区域两个目标之间频繁转移视线与操作目标,机械臂回转使操纵方向相对驾驶员坐标系发生变化,对操纵杆的空间定位与精细控制能力要求提高,因此上肢肌肉协同需在不同运动方向与控制目标之间快速切换。疲劳

后,中枢神经系统为维持动作连续性,会通过改变协同元的激活持续时间,压缩或提前另一协同元的激活区间来完成动作衔接,从而导致明显的激活时间变化增大。

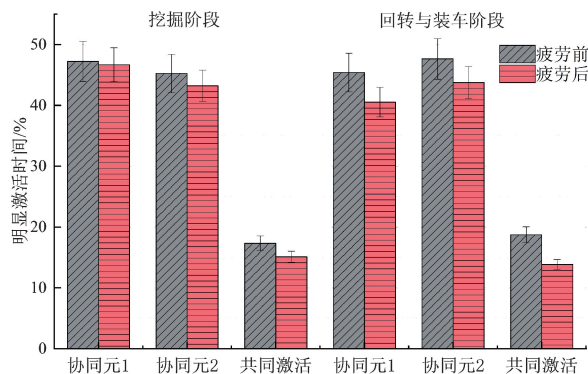


图11 肌肉协同明显激活时间

Fig. 11 Significant activation time of muscle synergy

3.4 结果有效性分析

为验证本研究结果的有效性,将实验结果与已有肌肉协同及运动疲劳相关研究进行对比分析。文献[29-32]表明,在重复性运动或持续操作任务中,神经系统通常会通过两种方式维持动作完成:1)保持原有肌肉协同结构不变,仅通过重新分配肌肉激活程度来补偿疲劳导致的肌肉能力下降;2)通过改变协同组成来重新组织运动控制策略。本研究结果表明,在挖掘阶段肌肉协同元结构基本保持稳定,仅表现为协同激活程度的下降;而在回转与装车阶段,部分协同元组成发生改变,表明神经系统对肌肉协同模式进行了重新调整,同时明显激活时间发生一定变化,这与已有关于肌肉协同控制机制的研究结论具有一致性。

4 结论

本研究基于挖掘机模拟驾驶实验,采集驾驶员上肢10块肌肉sEMG,通过离散小波变换与软阈值处理对原始信号去噪,采用NMF算法获取疲劳前后挖掘阶段、回转与装车阶段的肌肉协同特征,结合激活程度与明显激活时间指标,分析疲劳前后挖掘机驾驶员上肢协同控制策略的重组与代偿机制。主要结论如下:

1) 疲劳会导致上肢肌肉协同元组成改变。在 $VAF \geq 0.95$ 条件下确定协同元数量为2个,挖掘阶段主要表现为肱二头肌交替在不同协同元中激活,回转与装车阶段左上肢协同元变化与挖掘阶段一致,但右上肢协同元组成基本保持稳定,但激活时序与激活区间发生显著调整,推测是由于右上肢参与的操作动作较少;

2) 驾驶疲劳会降低上肢肌肉协同激活水平并改变激活时序。挖掘阶段协同激活程度由84%和72%分别下降

至81%和69%,整体下降约3%;回转-装车阶段协同元1与协同元2激活程度分别由81%、76%下降至77%、74%,整体协同下降约3%,降幅小于挖掘阶段,但明显激活时间变化率达17%;

3)疲劳后上肢协同控制策略具有明显的任务依赖性。挖掘阶段操作动作重复度高,操作目标固定,改变原有协同结构,通过肌肉权重再分配实现代偿;回转与装车阶段动作重复度高,但操作目标不断变动,中枢神经系统通过改变协同激活时序与延长激活持续时间实现稳定控制。

参考文献

- [1] 李运华, 范茹军, 杨丽曼, 等. 智能化挖掘机的研究现状与发展趋势[J]. 机械工程学报, 2020, 56(13): 165-178.
- Li Yunhua, Fan Rujun, Yang Liman, et al. Research status and development trend of intelligent excavators[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(13): 165-178.
- [2] Su N N, Yan X Y, Bai W, et al. Excavator cab layout optimization design based on whale optimization algorithm[J]. Recent Patents on Mechanical Engineering, 2025, 18(5): 660-677.
- [3] Moon K B, Park M Y, Hwang S H, et al. Subjective symptoms of musculoskeletal disorders among excavator drivers[J]. Journal of Korean Society of Occupational and Environmental Hygiene, 2015, 25(1): 13-19.
- [4] 盛泽萱, 常辉, 王志永, 等. 肌肉协同理论在脑卒中上肢康复中的研究进展[J]. 机器人, 2024, 46(3): 370-384.
- Sheng Yixuan, Chang Hui, Wang Zhiyong, et al. Research progress of muscle synergy theory in upper limb rehabilitation after stroke[J]. Robot, 2024, 46(3): 370-384.
- [5] 黄永欣, 文斌, 毛菁菁, 等. 利用肌肉协同研究上肢简单和复杂运动的关联性[J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(9): 193-202.
- Huang Yongxin, Wen Bin, Mao Jingjing, et al. Research on the correlation between simple and complex movements of upper limbs using muscle synergy[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(9): 193-202.
- [6] 石欣, 范智瑞, 张杰毅, 等. 基于LMS-随机森林的肌电信号下肢动作快速分类[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 218-224.
- Shi Xin, Fan Zhirui, Zhang Jieyi, et al. Rapid classification of lower limb movements of EMG signals based on LMS-random forest[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 218-224.
- [7] 张德超, 何玲, 杨观赐, 等. 基于表面肌电的肩部肌群多平面运动协同分析[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2025, 42(6): 90-95, 105.
- Zhang Dechao, He Ling, Yang Guanci, et al. Surface electromyography-based synergistic analysis of multiplanar movements of shoulder muscle groups[J]. Journal of Guizhou University (Natural Sciences), 2025, 42(6): 90-95, 105.
- [8] He Z X, Qin Z X, Koike Y. Continuous estimation of finger and wrist joint angles using a muscle synergy based musculoskeletal model[J]. Applied Sciences, 2022, 12(8): 3772.
- [9] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-981.
- [10] 刘艺格, 刘凯, 唐必伟, 等. 负载横移扰动下人体步态频率变化特性[J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(3): 162-171.
- Liu Yige, Liu Kai, Tang Biwei, et al. Study on the characteristics of human gait frequency under load fore-aft disturbance[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(3): 162-171.
- [11] 杨延璞, 孟文昊, 伍智泓, 等. 过头作业上肢肌间耦合及协同[J]. 浙江大学学报(工学版), 2025, 59(11): 2269-2276.
- Yang Yanpu, Meng Wenhao, Wu Zhihong, et al. Intermuscular coupling and collaboration of upper limb in overhead work[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2025, 59(11): 2269-2276.
- [12] Yu J Y, Zhang L J, Du Y H, et al. Exploration and application of a muscle fatigue assessment model based on NMF for multi-muscle synergistic movements[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2024, 32: 1725-1734.
- [13] Russo M, Scano A, Brambilla C, et al. Synergy Analyzer: A Matlab toolbox implementing mixed-matrix factorization to identify kinematic-muscular synergies[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2024, 251: 108217.
- [14] 白啸天, 朱瑶佳, 霍洪峰. 运动性疲劳对跑步足踝肌

- 肉协同特征的影响[J]. 中国运动医学杂志, 2023, 42(3): 191-200.
- Bai Xiaotian, Zhu Yaojia, Huo Hongfeng. Effects of exercise-induced fatigue on synergy of foot and ankle muscles during running[J]. Chinese Journal of Sports Medicine, 2023, 42(3): 191-200.
- [15] Chang W H, Chen M H, Liu J F, et al. Surface electromyography for evaluating the effect of aging on the coordination of swallowing muscles [J]. Dysphagia, 2023, 38(5): 1430-1439.
- [16] 姜海燕, 李竹韵, 陈艳. 基于改进小脑模型的 sEMG 下肢关节力矩预测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 172-180.
- Jiang H Y, Li Z Y, Chen Y. Joint torque prediction of lower limb of sEMG signals based on improved cerebellar model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 172-180.
- [17] Baskaran A, Rose C G. Assessment of neuromuscular fatigue from muscle synergies in hand poses[J]. IFAC-PapersOnLine, 2022, 55(37): 382-387.
- [18] 安义帅, 张峻霞, 李慧, 等. 单侧膝关节屈曲受限下肢肌肉的协同特征[J]. 中国组织工程研究, 2023, 27(29): 4704-4711.
- An Yishuai, Zhang Junxia, Li Hui, et al. Collaborative characteristics of lower limb muscles with limited unilateral knee flexion [J]. Chinese Journal of Tissue Engineering Research, 2023, 27(29): 4704-4711.
- [19] 郑楠, 李玉榕, 张文萱, 等. 基于特定任务肌肉协同的用户无关肌电手势识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 253-261.
- Zheng Nan, Li Yurong, Zhang Wenxuan, et al. User-independent EMG gesture recognition based on task-specific muscle synergy[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 253-261.
- [20] 崔彩虹, 缪华聪, 梁铁, 等. 基于表面肌电信号的不同步行速度下肌肉协同及肌肉功能网络分析[J]. 生物医学工程学杂志, 2023, 40(5): 938-944.
- Cui Caihong, Miao Huacong, Liang Tie, et al. Analysis of muscle synergy and muscle functional network at different walking speeds based on surface electromyographic signal[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2023, 40(5): 938-944.
- [21] 陆晓, 张文通, 苏盼盼, 等. 基于表面肌电特征的脑卒中后下肢运动功能障碍评估[J]. 中国生物医学工程学报, 2022, 41(6): 759-763.
- Lu Xiao, Zhang Wentong, Su Panpan, et al. Post-stroke lower limb dyskinesia assessment based on sEMG features[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2022, 41(6): 759-763.
- [22] 桂奇政, 孟明, 马玉良, 等. 基于肌肉协同激活模型的上肢关节运动连续估计[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1405-1412.
- Gui Qizheng, Meng Ming, Ma Yuliang, et al. Continuous estimation for joint movements of upper limb based on synergy activation model[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1405-1412.
- [23] Tang L, Li F, Cao S, et al. Muscle synergy analysis for similar upper limb motion tasks[C]//2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2014: 3590-3593.
- [24] 庞兹豪, 陶庆, 田磊, 等. 基于 JASA 的肘关节等长收缩肌肉疲劳评价模型[J]. 机械设计与制造, 2024(11): 198-202.
- Pang Zihao, Tao Qing, Tian Lei, et al. Fatigue evaluation model of elbow isotonic contraction muscle based on JASA[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(11): 198-202.
- [25] Wei Z J, Li M J, Zhang Zh Q, et al. Continuous prediction of wrist joint kinematics using surface electromyography from the perspective of muscle anatomy and muscle synergy feature extraction[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 29(1): 43-55.
- [26] Banks C L, Pai M M, Mcguirk T E, et al. Methodological choices in muscle synergy analysis impact differentiation of physiological characteristics following stroke [J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2017, 11: 78.
- [27] Ballarini R, Ghislieri M, Knaflitz M, et al. An algorithm for choosing the optimal number of muscle synergies during walking[J]. Sensors, 2021, 21(10): 3311.
- [28] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 成人体重判定: WS/T 428—2013[S]. 北京: 中国疾病预防控制中心, 2013: 4.
- National Health Commission of the People's Republic of China. Criteria of weight for adults: WS/T 428—2013[S].

Beijing: Chinese Center for Disease Control and Prevention, 2013:4.

[29] Lu F J, Liou C, Ma Q, et al. Virally delivered CMYA5 enhances the assembly of cardiac dyads [J]. Nature Biomedical Engineering, 2025, 9(5): 730-741.

[30] 李放, 徐一鸣, 沈丽英, 等. 等长收缩可以减轻关节源性肌肉抑制[J]. 中国运动医学杂志, 2000(2): 127-128.

Li Fang, Xu Yiming, Shen Liying, et al. Isometric contraction can alleviate arthrogenous muscle inhibition[J]. Chinese Journal of Sports Medicine, 2000(2): 127-128.

[31] D'Avella A, Saltiel P, Bizzi E. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior[J]. Nature Neuroscience, 2003, 6(3): 300-308.

[32] McDonald A C, Mulla D M, Keir P J. Muscular and kinematic adaptations to fatiguing repetitive upper extremity work [J]. Applied Ergonomics, 2019, 75: 250-256.

作者简介



辛运胜 (通信作者), 2011 年于太原理工大学获得学士学位, 2014 年于太原理工大学获得硕士学位, 2018 年于太原科技大学获得博士学位, 现为太原科技大学副教授, 主要研究方向为起重运输机械与高端工程机械人机工程等。

E-mail: xin_yunsheng@ tyust. edu. cn

Xin Yunsheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 2011, M. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 2014, and Ph. D. degree from Taiyuan University of Science and Technology

in 2018. He is currently an associate professor at Taiyuan University of Science and Technology. His main research interests include lifting and transportation machinery and human-machine engineering for high-end construction machinery, etc.



闫新宇, 2022 年于中北大学获得学士学位, 现为太原科技大学研究生, 主要研究方向为高端工程机械人机工程。

E-mail: s202312210213@ stu. tyust. edu. cn

Yan Xinyu received his B. Sc. degree from North University of China in 2022. He is currently a graduate student at Taiyuan University of Science and Technology. His main research interest includes human-machine engineering for high-end construction machinery.



薛菁华, 2021 年于山西工学院获得学士学位, 现为太原科技大学研究生, 主要研究方向为高端工程机械人机工程。

E-mail: xuejinghua@ tyust. edu. cn

Xue Jinghua received her B. Sc. degree from Shanxi Institute of Technology in 2021. She is currently a graduate student at Taiyuan University of Science and Technology. Her main research interest includes human-machine engineering for high-end construction machinery.



李梦涛, 2022 年于辽宁科技大学获得学士学位, 现为太原科技大学研究生, 主要研究方向为高端工程机械生物力学、人因工程。

E-mail: s202412210130@ stu. tyust. edu. cn

Li Mengtao received his B. Sc. degree from Liaoning University of Science and Technology in 2022. He is currently a graduate student at Taiyuan University of Science and Technology. His main research interests include biomechanics of high-end construction machinery and human factors engineering.