



田水承,任治鹏,毛俊睿. 基于遗传算法优化最小二乘支持向量机的矿工疲劳程度识别模型[J]. 矿业安全与环保, 2024, 51(4): 110-116.

TIAN Shuicheng, REN Zhipeng, MAO Junrui. Recognition model of miner fatigue degree based on genetic algorithm optimized by least squares support vector machine[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2024, 51(4): 110-116.

扫码阅读下载

DOI: 10.19835/j.issn.1008-4495.20230312

## 基于遗传算法优化最小二乘支持向量机的 矿工疲劳程度识别模型

田水承<sup>1,2</sup>,任治鹏<sup>1,2</sup>,毛俊睿<sup>1,2</sup>

(1. 西安科技大学 安全科学与工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 安全与应急管理研究所, 陕西 西安 710054)

**摘要:**为精准识别矿工疲劳程度,减少因疲劳引发的煤矿人因事故,提出了一种基于遗传算法(GA)优化最小二乘支持向量机(LSSVM)的矿工疲劳程度识别模型。首先,通过疲劳诱发试验采集矿工心电图数据,利用Friedman检验优选矿工疲劳程度的特征指标;然后,采用主成分分析法对选取的特征指标进行降维处理,建立表征矿工疲劳程度的特征集;在此基础上,利用遗传算法优化最小二乘支持向量机的关键参数,构建矿工疲劳程度识别模型。结果表明:选取的矿工疲劳程度特征指标能够有效反映矿工的疲劳程度;相较GA-SVM和LSSVM模型,融合GA-LSSVM模型可显著提高矿工疲劳程度的识别准确率(平均识别准确率为96.87%)。构建的矿工疲劳程度识别模型可较为高效地识别矿工的疲劳程度,对煤矿人因事故的防控具有一定的现实指导意义。

**关键词:**矿工;疲劳识别;心电信号;最小二乘支持向量机;遗传算法

中图分类号:TD79

文献标志码:A

文章编号:1008-4495(2024)04-0110-07

### Recognition model of miner fatigue degree based on genetic algorithm optimized by least squares support vector machine

TIAN Shuicheng<sup>1,2</sup>, REN Zhipeng<sup>1,2</sup>, MAO Junrui<sup>1,2</sup>

(1. College of Safety Science and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Institute of Safety and Emergency Management, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** In order to accurately identify the fatigue degree of miners and reduce the accidents caused by miners' fatigue, a recognition model of mine fatigue degree based on genetic algorithm (GA) optimized by the least squares support vector machine (LSSVM) was proposed. First, the ECG data of miners were collected through fatigue induction experiments, and Friedman test was used to optimize the characteristic indicators of miners' fatigue degree. Then, the principal component analysis (PCA) was used to reduce the dimension of the selected feature indexes, and the feature parameter set representing the fatigue degree of the miner was established. On this basis, the key parameters of the least squares support vector machine were optimized by genetic algorithm, and the fatigue degree recognition model of miners was constructed. The results show that the selected characteristic indexes of miners' fatigue degree can effectively reflect the miners' fatigue degree. Compared with GA-SVM and LSSVM models, the fusion of GA-LSSVM model can significantly improve the recognition accuracy of miners' fatigue degree (the average recognition accuracy is 96.87%). The fatigue degree recognition model constructed can identify the fatigue degree

of miners more efficiently, and has certain practical guiding significance for the prevention and control of coal mine accidents.

**Keywords:** miner; fatigue recognition; electrocardiogram signal; least squares support vector machine; genetic algorithm

收稿日期:2023-04-15;2023-05-14 修订

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51874237);国

家自然科学基金重点项目(U1904210)

作者简介:田水承(1964—),男,山东淄博人,博士,教授,主要从事安全与应急管理方面的研究工作。E-mail: tiansc@xust.edu.cn。

我国大部分地下煤矿生产环境复杂,存在噪声、高温、冲击振动等诸多有害因素。矿工长时间在井下作业极易产生疲劳,导致矿工对各种危险因素的感知力、判断力下降,进而诱发人因事故<sup>[1]</sup>。矿工疲劳程度的精准识别,有利于及时采取相关干预措施,减少不安全行为的发生,将事故防控关口前移。因此,研究矿工疲劳程度识别模型对防控煤矿人因事故发生,提高煤炭企业安全生产水平具有重要意义。

国内外学者在疲劳识别、疲劳诱发不安全行为的机理方面开展了大量研究。在疲劳识别方面,心电信号能反映人体心脏、呼吸等功能水平的活动状态,因此被广泛用于个体疲劳的分析与检测中<sup>[2-4]</sup>。杨渝书等<sup>[5]</sup>指出了心电信号的部分时频域指标与驾驶员的疲劳程度显著相关,为量化评估驾驶员的疲劳程度提供了理论基础;MURUGAN 等<sup>[6]</sup>分别采用支持向量机(SVM)和 K 近邻(KNN)算法构建了驾驶疲劳识别模型,发现支持向量机表现出较好的识别效果;金礼<sup>[7]</sup>通过提取心电信号的时频域指标,利用支持向量机构建了驾驶疲劳识别模型,可以识别驾驶员的正常与疲劳 2 种状态,准确率为 82.5%。在疲劳对不安全行为产生机理方面,王新平等<sup>[8]</sup>提出了矿工在体脑疲劳交互作用下会使其作业灵活性降低,甚至引起人因事故;乌力吉<sup>[9]</sup>通过实验研究发现矿工在疲劳状态下逐渐出现注意力涣散,操作稳定性降低等现象;CHEN 等<sup>[10]</sup>则采用统计学方法分析了矿工在疲劳状态下心电信号的敏感性指标,为研究矿工疲劳程度的识别模型奠定了基础。综上所述,多数疲劳识别模型的研究成果是将疲劳分为 2 类(疲劳与非疲劳),但疲劳的发展是一个逐渐累积的过程,不同程度的疲劳水平对个体行为的影响是存在差异的。此外,矿工疲劳的研究主要集中于疲劳对矿工行为产生的影响等方面,对于疲劳程度识别方法的研究较少。

基于此,笔者选择矿工作为研究对象,通过心电试验收集矿工疲劳程度心电数据,采用遗传算法优化最小二乘支持向量的关键参数,构建矿工疲劳程度识别模型,从而实现了对矿工疲劳程度的精准识别,以为研发矿工疲劳识别设备提供一定的理论指导。

## 1 试验方案及数据分析

### 1.1 试验方案

#### 1) 被试信息

共招募 31 名自愿参与疲劳检测试验的煤矿工

人作为研究对象。矿工身高(176.00±5.10) cm,年龄(34.00±5.30)岁,体重(76.00±10.59) kg。所有矿工均为右利手,身体健康,无基础疾病。且每一位矿工均被告知试验任务与要求,并签署试验知情同意书。为了提高采集试验数据的质量,所有矿工在试验开始前 24 h,禁止摄入咖啡、酒精等刺激类饮品。

#### 2) 试验设备

采用美国 BIOPAC 公司生产的 MP160 多导生理记录仪作为心电信号数据采集设备,该设备可进行心电信号的采集、记录与分析。

#### 3) 试验过程

为了更加快速、全面地获取矿工疲劳过程中的心电信号数据,设计了基于井下体力搬运作业的疲劳诱发试验,以模拟实际生产场景。在试验开始前,研究人员根据井下工作条件的要求,对参与试验的矿工进行考察,并测量其身高、体重等基础信息。随后,被试者佩戴试验设备并静坐 10 min 进行状态调整,以保证试验数据的准确性和可靠性,此时,记录矿工在非疲劳状态下的心电数据,测量时间点记为 T<sub>0</sub>。试验开始后,矿工按照正常工作速率将材料搬运至 5 m 远处矿用货运卡车前,并装车卸货,之后将其搬运回原处,后续阶段重复上述循环。采用 Borg's RPE 量表记录矿工试验过程中的主观疲劳程度值<sup>[11]</sup>。该量表为 6~20 分,其中 6 分代表“一点也不费力”,20 分代表“最大负荷程度”。通常大于 13 分为有明显呼吸和疲劳症状,大于等于 17 分则需要终止运动。在搬运过程中,研究人员每 20 min 询问 1 次被试者的主观疲劳程度,直至主观疲劳值达到 17 及以上为止。同时记录相应的心电数据,以便进一步分析和评估,测量时间点分别记为 T<sub>1</sub>、T<sub>2</sub>、T<sub>3</sub>。疲劳诱发试验流程如图 1 所示。

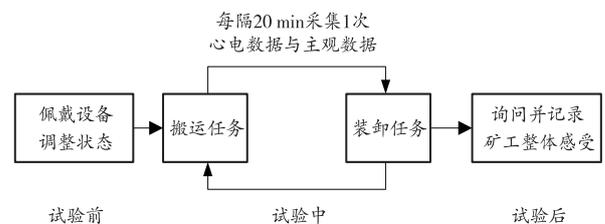


图 1 疲劳诱发试验流程图

Fig. 1 Fatigue induction experiment flow chart

### 1.2 数据分析

#### 1) 主观疲劳数据分析

31 名矿工在搬运过程中的主观疲劳程度得分见表 1。

表 1 矿工主观疲劳得分值  
Table 1 Miner subjective fatigue scores

阶段编号	1	2	3	...	30	31	均值
T0	6	7	6	...	6	6	6.38
T1	10	11	11	...	9	10	10.53
T2	14	15	14	...	14	15	14.57
T3	18	17	18	...	17	18	18.42

通过分析表 1 可以发现,矿工在搬运作业开始时的主观疲劳得分较低,平均为 6.38 分;随着作业时间的持续,疲劳得分逐渐上升,达到疲劳最高峰时的平均得分为 18.42 分,说明此时矿工身体已经出现严重的疲劳感。结果表明,随着搬运时间的延长,矿工的疲劳程度得分呈明显上升趋势,符合矿工进行体力劳动时的实际情况。

为了深入探究矿工在不同作业时间段内主观疲劳程度的差异,采用 Friedman 检验方法对矿工在 T0—T1、T1—T2 和 T2—T3 时段的主观疲劳得分进行配对检验,结果见表 2。

表 2 主观疲劳得分 Friedman 检验  
Table 2 Friedman test for subjective fatigue scores

配对	时间差/min	均值差	显著性
T0—T1	20	4.15	0.001
T1—T2	20	4.04	0.001
T2—T3	20	3.85	0.001

由表 2 可知,在 T0—T1、T1—T2 和 T2—T3 这 3 个时段内,矿工的主观疲劳程度 Friedman 检验显著性均小于 0.05,说明不同时段矿工的主观疲劳程度存在显著差异。因此,结合时间分段法与主观疲劳量表的分析结果,以测量点 T0 的“非疲劳”状态作为基准,把测量点 T2、T2、T3 时的主观疲劳程度分别标记为“轻度疲劳”“中度疲劳”及“重度疲劳”状态,将其作为疲劳程度的标签,以方便进一步比较和分析。此种标记方式能够反映矿工在井下体力劳动过程中的实际疲劳状态,为后续疲劳识别提供依据。

## 2) 心电信号数据分析

由于心电信号的时频域特征指标均从不同方面反映矿工疲劳程度的信息<sup>[12]</sup>,如果将这些特征指标都作为识别模型的输入,必将造成数据冗余,增加模型运算的复杂度。因此,基于特征降维的思想,采取因子分析方法,将多个指标转化为少数几个综合指标,实现指标数据的优化、精简,从而提高模型分类精度并减少模型运算时间。特征降维包括特征选择和特征提取<sup>[13]</sup>。

选择有效的特征指标是实现疲劳分级识别的关

键,考虑到心电信号的指标通常分布不均匀<sup>[14]</sup>,采用 Friedman 检验优选矿工疲劳程度的敏感性指标,建立表征矿工疲劳程度的特征参数集。Friedman 检验结果见表 3。

表 3 心电特征指标 Friedman 检验  
Table 3 Friedman test for cardiac characterization indicators

类型	指标	疲劳程度	$\bar{x} \pm SD$	Sig
时域	HR	非疲劳	85.84±12.45	0
		轻度疲劳	105.97±19.50	
		中度疲劳	110.68±18.22	
		重度疲劳	114.22±18.66	
	Mean RR	非疲劳	96.61±14.73	0
		轻度疲劳	117.71±24.94	
		中度疲劳	123.94±24.02	
		重度疲劳	125.61±25.25	
	RMSSD	非疲劳	45.03±22.68	0
		轻度疲劳	49.56±16.11	
		中度疲劳	52.33±23.84	
		重度疲劳	56.84±20.11	
频域	LFnorm	非疲劳	55.65±22.15	0.046
		轻度疲劳	44.76±15.18	
		中度疲劳	41.69±14.73	
		重度疲劳	37.42±13.26	
	HFnorm	非疲劳	44.08±22.99	0.046
		轻度疲劳	54.88±15.03	
		中度疲劳	57.91±14.62	
		重度疲劳	59.93±17.04	
	LFnorm/HFnorm	非疲劳	0.98±0.97	0.047
		轻度疲劳	1.06±1.25	
		中度疲劳	1.27±1.40	
		重度疲劳	2.12±1.95	
非线性	SpEn	非疲劳	0.77±0.52	0.034
		轻度疲劳	0.68±0.39	
		中度疲劳	0.59±0.30	
		重度疲劳	0.45±0.21	
	SD1	非疲劳	0.58±0.32	0.017
		轻度疲劳	0.61±0.11	
		中度疲劳	0.63±0.08	
		重度疲劳	0.67±0.15	

由表 3 可见,各显著性指标均小于 0.05,表明这些心电特征指标在非疲劳、轻度疲劳、中度疲劳和重度疲劳状态下存在显著差异,可以有效反映出矿工在不同疲劳程度下的特征信息。因此选择 HR、Mean RR、RMSSD、LFnorm、HFnorm、LFnorm/HFnorm、SpEn 和 SD1 等 8 个指标作为矿工疲劳识别的特征指标<sup>[15]</sup>。

心电信号的特征指标之间通常具有较大的相关

性和冗余性。选择的特征指标提供主要信息的同时也会伴随着其他的干扰、噪声等信息,在模型训练过程中往往容易影响分类精度和增加计算复杂度。主成分分析是在保证原始数据信息丢失最少的原则下,将原来较多的指标转换成能反映研究现象的较少的综合指标<sup>[16]</sup>,这样能够简化复杂的研究过程。因此,采用主成分分析法对选择的特征指标进行特征提取。主成分特征值及累计贡献率如图 2 所示。

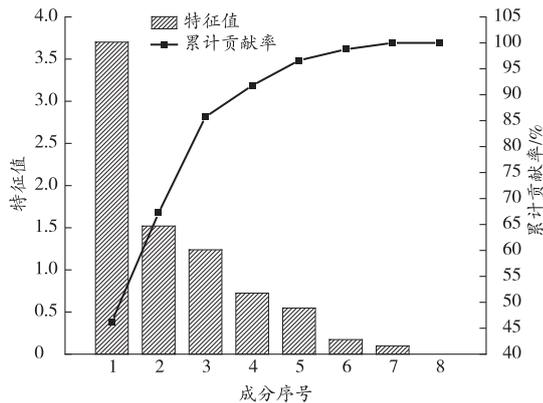


图 2 主成分特征值及累计贡献率

Fig. 2 Principal component eigenvalues and cumulative contributions rates

由图 2 可知,PCA1、PCA2、PCA3 的贡献率分别为 46.26%、48.99%、15.47%,累计方差贡献率为 85.735%,满足主成分的提取要求,所以选择前 3 项作为主成分变量。

采用 SPSS 软件进行因子分析时,运用最大方差法对主成分矩阵进行旋转、简化处理后,即可得到主成分载荷表,通过该表可以更好地理解主成分和原始信息之间的关系。因子对于原始指标的载荷状况见表 4。

表 4 因子对于原始指标的载荷状况

Table 4 Factor loadings on original indicators

指标类别	主成分 1	主成分 2	主成分 3
LFnorm/HFnorm	0.925	-0.065	-0.145
HFnorm	0.919	0.083	0.303
LFnorm	-0.918	-0.084	-0.304
SD1	0.701	-0.153	0.386
HR	-0.084	0.849	0.005
Mean-RR	-0.307	0.770	0.379
SpEn	-0.070	-0.480	0.714
RMSSD	0.208	-0.119	0.648

由表 4 可知,主成分 1 是由 LFnorm/HFnorm、LFnorm、HFnorm 和 SD1 组成;主成分 2 是由 HR 和 Mean-RR 组成;主成分 3 则是由 SpEn 和 RMSSD 组成。提取的 3 个主成分在丢失最少原始信息的条件

下,极大地降低了指标间的冗余性。将经主成分分析降维后的数据集作为新的输入样本。

## 2 构建 GA-LSSVM 矿工疲劳识别模型

### 2.1 相关理论

最小二乘支持向量机 LSSVM (Least Squares Support Vector Machine) 最初是由 SUYKENS 等<sup>[17]</sup>在 SVM 算法的基础上提出并应用于解决多分类问题。该算法将 SVM 中不等式约束变为等式约束,采用最小二乘线性系统作为损失函数代替支持向量机所采用的二次规划的方法,进而通过求解拉格朗日乘子及核矩阵,以提升收敛精度和求解速度。LSSVM 不仅具有传统 SVM 解决小样本非线性不可分问题的优点,还提高了分类精度,减少了计算的复杂度<sup>[18]</sup>。具体表达式如下:

$$y(x) = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x, x_i) + b \right\} \quad (1)$$

式中:  $\alpha_i$  为训练样本的权重系数;  $y_i$  为训练样本标签;  $K(x, x_i) = \varphi(x_i)^T \varphi(x)$ , 为最小二乘支持向量机的核函数,不同的核函数可以生成不同的最小二乘支持向量机<sup>[19]</sup>;  $b$  为偏置项。

RBF 具有较强的非线性映射能力,考虑到心电信号的非线性特征,采用 RBF 径向基函数作为 LSSVM 分类模型的核函数,具体如下:

$$K(x, x_i) = \exp \left[ -(x - x_i)^2 / 2\sigma^2 \right] \quad (2)$$

式中  $\sigma$  为核参数。

遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 是一种全局优化的搜索方法,非常适用于解决复杂的非线性问题,可以快速确定全局最优解<sup>[20]</sup>。该算法通过模拟生物自然进化过程,以 1 个种群的所有个体为对象,利用随机化技术对编码的参数空间进行高效搜索。通过选择、交叉和变异 3 个遗传因子进行不断演化,最终得到最优个体。具体流程包括以下 5 个部分:

1) 编码和初始化: 将 LSSVM ( $\gamma$  和  $\sigma$ ) 参数编码成二进制代码,由 1 条染色体表示。同时在允许的范围内随机地对具有 2 个参数的染色体初始种群进行遗传。

2) 适应度定义: 对种群中每条染色体进行解码,得到参数值。利用训练样本,通过计算每条染色体的适应度值,建立 LSSVM 分类模型。再通过搜索最佳适应度值,找到每个总体的最优目标值。

3) 优化算法: 遗传操作,包括选择、交叉和变异,形成 1 个新的种群。

4) 停止准则: 通过比较各基因的自适应值,找到最优的适应度值,如果达到设定的迭代次数,则执行

步骤 5), 否则执行步骤 3)。

5) 输出 LSSVM 参数的最优值。

### 2.2 GA-LSSVM 矿工疲劳识别模型

在 LSSVM 分类模型中, 惩罚因子  $\gamma$  和核参数  $\sigma$  是对 LSSVM 模型性能影响最大的 2 个参数。惩罚因子  $\gamma$  决定 LSSVM 模型的训练误差和复杂度, 核参数  $\sigma$  则主要影响从输入空间到高维特征空间的非线性映射能力<sup>[21]</sup>。因此, 采用遗传算法优化 LSSVM 的惩罚因子  $\gamma$  和核参数  $\sigma$  代替传统依据主观经验取值的方法, 构建 GA-LSSVM 矿工疲劳程度识别模型。该模型矿工疲劳程度识别流程如图 3 所示。

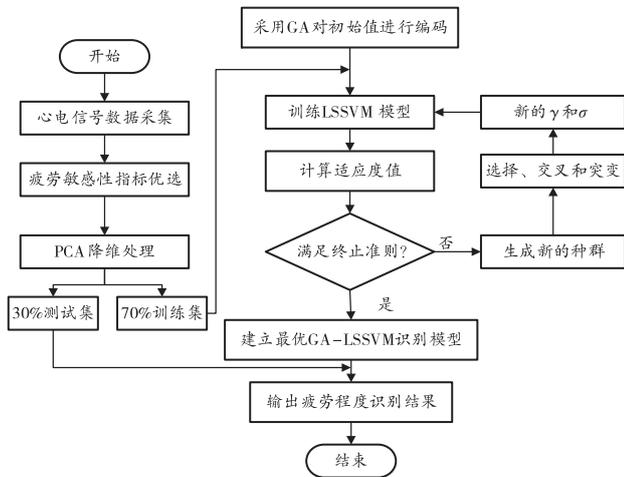


图 3 GA-LSSVM 矿工疲劳程度识别流程

Fig. 3 GA-LSSVM miner fatigue level recognition process

## 3 GA-LSSVM 矿工疲劳程度识别模型应用

### 3.1 模型参数设置

采用 MATLAB-R2016a 编写遗传算法优化 LSSVM 算法源代码。GA 参数设置如下: 种群数量为 20, 最大迭代次数为 100, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.01, 惩罚因子取值范围  $[0.01, 1000]$ , 核参数取值范围  $[0.01, 100]$ 。

### 3.2 评价指标

为了评估 GA-LSSVM 识别模型的性能, 采用精确率、召回率、 $F_{1-Score}$  指标来评价模型性能<sup>[22]</sup>。

精确率  $P$  (Precision) 是测试分类结果中 True Positive 样本占有所有 Positive 样本的比例, 反映的是模型的准确性, 其计算公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (3)$$

召回率  $R$  (Recall) 是指测试分类结果中阳性样本数的比例, 反映了模型的敏感性, 其计算公式如下:

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (4)$$

式中:  $T_p$  为预测正确的正样本数量;  $F_p$  为预测错误的负样本数量;  $F_N$  为预测错误的正样本数量。

$F_{1-Score}$  是准确率和召回率的加权调和平均值, 反映了总体指标。当  $F_{1-Score}$  数值较高时, 表明分类方法更有效, 具体如下:

$$F_{1-Score} = \frac{2PR}{P+R} \quad (5)$$

### 3.3 模型结果分析与性能对比

选取上文利用主成分分析确定的特征集作为 GA-LSSVM 识别模型的输入, 其中 70% 数据作为训练集, 剩余 30% 数据作为测试集, 进行识别模型的训练与验证。经过选择、交叉和变异等遗传操作得到 GA-LSSVM 适应度曲线, 如图 4 所示。

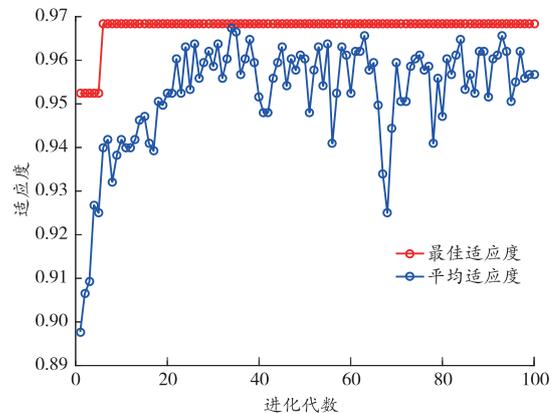


图 4 GA-LSSVM 适应度曲线

Fig. 4 GA-LSSVM fitness curve

由图 4 可知, 适应度在进化早期收敛较快, 随着进化代数增加, 最佳适应度最终稳定在 97% 左右, 此时 LSSVM 的核参数和惩罚因子最优值分别为 519.867 2、9.068 9, 以此确定为最佳参数。

将 30% 的测试集数据输入训练好的 GA-LSSVM 模型进行测试, 得到矿工在不同疲劳程度下模型识别结果与实际疲劳的对比。GA-LSSVM 模型的识别结果如图 5 所示。

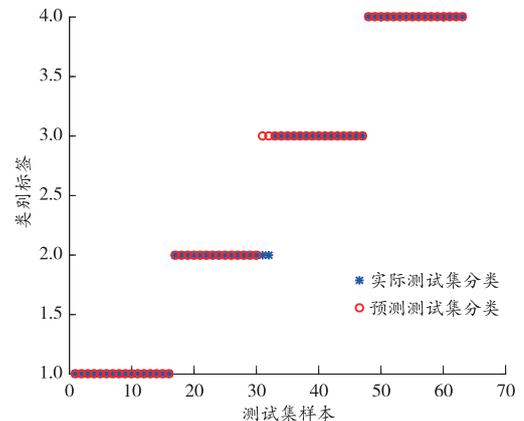


图 5 GA-LSSVM 模型的识别结果

Fig. 5 Identification results of the GA-LSSVM model

由图 5 可知,GA-LSSVM 模型在矿工疲劳程度识别准确率方面有较好的效果,其中非疲劳、中度疲劳、重度疲劳的测试样本均被准确识别。然而,在对轻度疲劳程度识别时,该模型表现出一定的误差。

对于该识别结果,进一步分析发现,由于疲劳的发展是一个连续的累积过程,在试验前期和后期矿工的疲劳状态相对稳定,而在试验中期由于个体生理状况存在差异,导致出现了不同程度的疲劳水平。这种情况下,相邻的一些中间状态的疲劳程度难以被清晰地识别,从而降低了轻度疲劳程度的识别准确率。

综上所述,采用遗传算法优化最小二乘支持向量机对矿工疲劳程度识别的方法是可行的、有效的。虽然该模型在轻度疲劳程度的识别准确率方面存在一定的不足,但对于非疲劳、中度疲劳和重度疲劳的识别准确率较高。

为验证 GA-LSSVM 模型的准确性和优越性,选取相同的样本数据,分别采用 LSSVM、GA-SVM 和 GA-LSSVM 模型进行测试,并对其结果进行对比。各模型识别准确率见表 5。

表 5 各模型识别准确率  
Table 5 Recognition accuracy of each model

模型类别	测试样本量	准确识别样本量	准确率/%
LSSVM	64	49	76.56
GA-SVM	64	54	84.38
GA-LSSVM	64	62	96.87

由表 5 可知,GA-LSSVM 模型识别准确率高于 LSSVM、GA-SVM 模型的准确率。因此,在样本数据相同的情况下,GA-LSSVM 模型可作为 1 种更为有效的疲劳程度识别模型的选择。

混淆矩阵是算法性能的具体可视化表现,以更直观的方式解释某个级别被错误识别的情况。矩阵的每一列表示模型预测矿工疲劳程度的实例,而每一行表示矿工真实疲劳程度的实例。对角线元素的值表示正确预测样本的数量。GA-LSSVM、GA-SVM、LSSVM 模型的混淆矩阵图如图 6 所示。

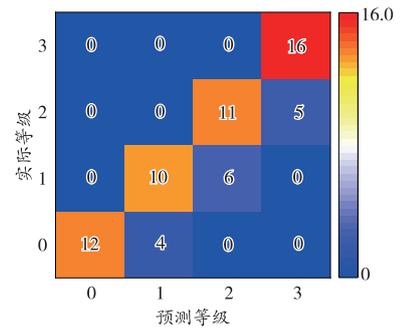
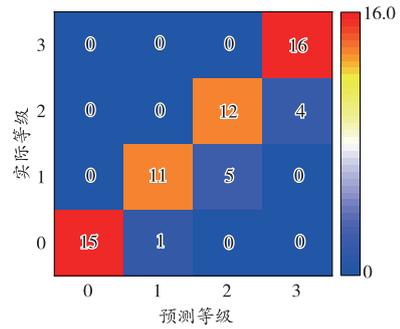
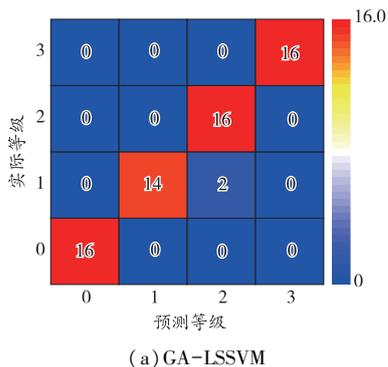


图 6 混淆矩阵图

Fig. 6 Confusion matrix diagram

由图 6 可知,尽管 3 种模型对非疲劳状态和重度疲劳状态的识别结果均表现出较高的水平,但 GA-SVM、LSSVM 识别模型对中间水平的疲劳程度(轻度疲劳和中度疲劳)准确识别数量低于其他水平。例如,GA-SVM 对于轻度疲劳和中度疲劳测试样本准确识别的数量分别为 11、12 个;LSSVM 对于轻度疲劳和中度疲劳测试样本准确识别的数量分别为 10、11 个。这意味着使用 GA-SVM 和 LSSVM 识别矿工的疲劳程度时出现错误识别的概率较高。

LSSVM、GA-SVM、GA-LSSVM 模型评价指标的精确率、召回率和  $F_{1-Score}$  的计算结果见表 6。

表 6 各模型性能评估结果表  
Table 6 Results of performance evaluation of each model

模型类别	$P/\%$	$R/\%$	$F_{1-Score}/\%$
LSSVM	78.08	77.25	77.66
GA-SVM	85.57	84.38	84.71
GA-LSSVM	97.23	96.88	97.05

由表 6 可知,GA-LSSVM 模型的精确率、召回率和  $F_{1-Score}$  分别为 97.23%、96.88%、97.05%,各项评价指标得分均高于 LSSVM、GA-SVM 模型。表明 GA-LSSVM 模型比 LSSVM、GA-SVM 模型具有更高的识别准确率和模型敏感度,能够准确、高效地识别出矿工的疲劳程度,可以满足对于识别矿工疲劳程度的实际需求。

## 4 结论

1) 采用统计学方法选取表征矿工疲劳程度的心电图指标,通过主成分分析对心电图指标进行降维处理,可消除原来众多指标因素的信息冗余,降低模型建立过程中计算的复杂程度,进一步提高模型的稳定性。

2) 利用遗传算法优化最小二乘支持向量机的关键参数(惩罚因子  $\gamma$  和核参数  $\sigma$ ),有效地解决了传统模型依据经验随机赋值参数导致模型对新数据泛化能力差的问题。

3) 实例验证结果表明,基于 GA 优化的 LSSVM 矿工疲劳程度识别模型较其他同类模型具有较高的识别准确率和良好的敏感度,可以实现对矿工疲劳程度的精准识别,为后续研发矿工可穿戴式便携设备进行实时疲劳检测提供参考。

## 参考文献(References):

[1] 董建梁,冯宏,李鹏,等.煤矿矿工井下作业疲劳检测研究[J].中国科技信息,2014(6):171-172.  
DONG Jianliang,FENG Hong,LI Peng,et al. Study on detection of coal miners' fatigue[J]. China Science and Technology Information, 2014(6):171-172.

[2] 向洪义,张琼敏,王俊杰,等.基于心率变异性及呼吸频率的驾驶疲劳识别模型研究[J].陆军军医大学学报,2022,44(13):1299-1306.  
XIANG Hongyi,ZHANG Qiongmin,WANG Junjie,et al. Driving fatigue recognition model based on heart rate variability and respiratory rate[J]. Journal of Army Medical University, 2022, 44(13):1299-1306.

[3] 张坤,蒋方,袁东升,等.基于生理信号的气味对运动性疲劳的影响分析[J].安全与环境学报,2016,16(1):163-167.  
ZHANG Kun,JIANG Fang,YUAN Dongsheng,et al. Effect of odors on the sporting exercises fatigue based on the physiological signal analysis[J]. Journal of Safety and Environment,2016,16(1):163-167.

[4] ELHAJ F A,SALIM N,HARRIS A R,et al. Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2016,127:52-63.

[5] 杨渝书,姚振强,李增勇,等.心电图时频域指标在驾驶疲劳评价中的有效性研究[J].机械设计与制造,2002(5):94-95.  
YANG Yushu,YAO Zhenqiang,LI Zengyong,et al. Investigation on correlation between ECG indexes and driving fatigue[J]. Machinery Design & Manufacture,2002(5):94-95.

[6] MURUGAN S,SELVARAJ J,SAHAYADHAS A. Detection and analysis:Driver state with electrocardiogram (ECG)[J]. Physical and Engineering Sciences in Medicine,2020,43(2):525-537.

[7] 金礼.基于心电信号的疲劳驾驶研究[D].重庆:重庆大学,2017.

[8] 王新平,畅涛涛,孙林辉.体脑疲劳交互影响下煤矿工人作业改善研究[J].工业工程,2020,23(4):148-153.  
WANG Xinping,CHANG Taotao,SUN Linhui. Study on working improvement of coal mine workers under the influence of physical mental fatigue interaction[J]. Industrial Engineering Journal,2020, 23(4):148-153.

[9] 乌力吉.基于生理实验的疲劳与矿工不安全行为关系研究[D].西安:西安科技大学,2016.

[10] CHEN S K,XU K L,YAO X W,et al. Psychophysiological data-driven multi-feature information fusion and recognition of miner fatigue in high-altitude and cold areas[J]. Computers in Biology and Medicine,2021,133:104413.

[11] 田水承,陈盈,邹元.手工搬运作业下矿工腰部肌肉疲劳分析[J].矿业安全与环保,2021,48(5):122-126.  
TIAN Shuicheng,CHEN Ying,ZOU Yuan. Analysis on muscle fatigue of coal miners' waist in manual handling work[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2021,48(5):122-126.

[12] CHEN S K,XU K L,ZHENG X,et al. Linear and nonlinear analyses of normal and fatigue heart rate variability signals for miners in high-altitude and cold areas[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine,2020,196:105667.

[13] 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 Guangda,DONG Mengkun,ZHANG Shouwei,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.

[14] HUANG S T,LI J,ZHANG P Z,et al. Detection of mental fatigue state with wearable ECG devices[J]. International Journal of Medical Informatics,2018,119:39-46.

[15] PAN T,WANG H B,SI H Q,et al. Identification of pilots' fatigue status based on electrocardiogram signals[J]. Sensors, 2021, 21(9):3003.

[16] 董绍补,刘剑,李艳昌,等.基于主成分分析法的东荣一矿煤层自然发火指标气体实验研究[J].矿业安全与环保,2019,46(2):1-5.  
DONG Shaopu,LIU Jian,LI Yanchang,et al. Experimental research on indicator gas spontaneous combustion in Dongrong No.1 Coal Mine based on Principal Component Analysis[J]. Mining Safety & Environmental Protection,2019,46(2):1-5.

[17] SUYKENS J A K,VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters,1999,9(3):293-300.

[18] CAI Z L,XU W Y,MENG Y D,et al. Prediction of landslide displacement based on GA-LSSVM with multiple factors[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment,2016, 75(2):637-646.

[19] 曾鸣,吕春泉,田廓,等.基于细菌群落趋药性优化的最小二乘支持向量机短期负荷预测方法[J].中国电机工程学报,2011,31(34):93-99.  
ZENG Ming,LÜ Chunquan,TIAN Kuo,et al. Least squares-support vector machine load forecasting approach optimized by bacterial colony chemotaxis method[J]. Proceedings of the CSEE,2011, 31(34):93-99.

[20] 张文娟,侯媛彬,张文涛,等.基于GA-LSSVR的煤矿瓦斯数据去噪研究[J].矿业安全与环保,2017,44(1):45-48.  
ZHANG Wenjuan,HOU Yuanbin,ZHANG Wentao,et al. Research on noise elimination of coal mine gas data based on GA-LSSVR[J]. Mining Safety & Environmental Protection, 2017,44(1):45-48.

[21] YANG L X,YANG S Y,LI S J,et al. Coupled compressed sensing inspired sparse spatial-spectral LSSVM for hyperspectral image classification[J]. Knowledge-Based Systems,2015,79:80-89.

[22] LI J,LI H,UMER W,et al. Identification and classification of construction equipment operators' mental fatigue using wearable eye-tracking technology[J]. Automation in Construction,2020, 109:103000.

(责任编辑:樊淑兰)