

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.03.051

基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法

李自翔, 范豫

(河南省特种设备检验技术研究院, 河南 郑州 453500)

摘 要:针对电梯急停故障检测复杂度高的问题,提出基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法。利用电梯振动分析仪采集电梯运行期间振动信号,通过离散正交小波方法将振动信号分解为低频与高频成分频带,提取各层电梯细节信号与近似信号,计算各层频域信号熵能量,经归一化处理后输入支持向量机;利用改进遗传算法优化支持向量机的参数,获取最优支持向量机分类器,实现电梯频域信号熵分类,完成电梯急停故障检测。实验结果表明:该方法优化后 SVM 的适应度高于其他方法,电梯故障急停检测结果也与实际电梯运行结果相一致,方法应用效果好,有效提高了电梯急停故障检测能力。

关键词:支持向量机;频域信号熵;电梯急停;故障检测;改进遗传算法;小波分解

中图分类号:TP277 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)03-0266-06

Elevator Emergency Stop Fault Detection Method Based on Support Vector Machine and Frequency Domain Signal Entropy

LI Zixiang, FAN Yu

(Henan Special Equipment Inspection Technology Research Institute, Zhengzhou 453500, China)

Abstract: A method for elevator emergency stop fault detection based on support vector machine and frequency domain signal entropy is proposed concerning the high complexity of elevator emergency stop fault detection. Using an elevator vibration analyzer to collect vibration signals during elevator operation, the vibration signals are decomposed into low-frequency and high-frequency component frequency bands by discrete orthogonal wavelet method. The detailed signals and approximate signals of each floor of the elevator are extracted, the entropy energy of the frequency domain signals of each floor is calculated, and the signals are input into a support vector machine upon normalization. The improved genetic algorithm is applied to optimize the parameters of the support vector machine, obtaining the optimal support vector machine classifier, achieving elevator frequency domain signal entropy classification, thus completing elevator emergency stop fault detection. The experimental results show that the optimized SVM has higher fitness than other methods, with its elevator fault emergency stop detection results being consistent with the actual elevator operation noes, and that the method has good application effect and effectively improves the ability of elevator emergency stop fault detection.

Keywords: support vector machine; frequency domain signal entropy; elevator emergency stop; fault detection; improved genetic algorithm; wavelet decomposition

0 引言

电梯已成为高层建筑标准配置设施,为人们的生活提供便利^[1-3]。电梯安全关系人们人身安全,因此需要采用电梯故障检测方法对电梯进行定期检测,及时发现电梯故障。针对不同电梯故障,采用对应维修方法,提高电梯故障检测效率^[4]。电梯在长时间的运行中,会因多种因素导致电梯发生急停故障,该种类型故障出现概率比较大。以往通过传感器检测电梯急停故障,但因

电梯系统比较复杂,故障模式多样,传统方法往往难以准确、有效地检测出所有的故障模式。因此,相关学者开始对电梯急停故障检测方法展开深入研究。王硕禾等^[5]研究特征融合的电梯急停故障检测方法,通过 K-means 算法对采集的电梯急停信号实施分割,得出故障特征信号集,并将特征融合后,分析融合后故障特征信号,得出电梯急停故障检测结果。李泽华等^[6]研究多通道卷积的电梯急停故障检测方法,利用模态分解方法分解采集的电梯急停信号,得出故障特征向量,将其作为多

基金项目:2023 年河南省市场监督管理局科技计划项目(2023SJ54)

第一作者简介:李自翔(1984—),男,河南太康人,高级工程师,本科,研究方向为机电类特种设备检验检测,pageixiang@163.com。

通道卷积的输入,经卷积运算提取故障特征融合特征,完成电梯急停故障检测。但该方法训练过程中计算量比较大,导致电梯急停故障检测时间比较长。

近年来,随着机器学习和信号处理技术的发展,一些新的故障检测方法开始被应用于电梯故障检测中。其中,支持向量机(support vector machines, SVM)和频域信号熵方法成为了研究的热点。前者泛化能力较强^[7],同时分类精度高,可以用于区分电梯的正常和故障状态。频域信号熵是对设备运行情况的度量方法,可有效显示设备运行特征。将这两种方法结合起来,可以进一步提高电梯故障检测的准确性和效率。因此,本文研究基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法,以期提高电梯急停故障检测效率。

1 支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测

1.1 电梯急停故障频域信号熵提取

频域信号熵可以通过分析电梯运行数据的频谱特征,提取出反映电梯运行状态的特征参数。频域信号熵提取对于电梯急停故障检测至关重要。通过电梯振动分析仪采集电梯运行期间振动信号,采用离散正交小波方法对采集的电梯振动信号实施分解,提取电梯急停故障频域信号熵,为下文支持向量机实施电梯急停故障检测奠定基础。

设置 v 代表滤波器长度, m 代表采集电梯振动信号长度,小波变换下电梯振动信号的低频成分表达式如下:

$$c_j(m) = v\Gamma_1 \times \sum_{v=0}^{v-1} c_{j-1}(2m-v) \quad (1)$$

式中: Γ_1 为低通滤波器系数; j 为小波层数。

电梯振动信号的高频成分表达式如下:

$$d_j(m) = v\Gamma_0 \times \sum_{v=0}^{v-1} d_{j-1}(2m-v) \quad (2)$$

式中 Γ_0 为高通滤波器系数。

经小波变换将采集的电梯原始振动信号分解^[8],利用式(1)、式(2)求解出各层的 $c_j(m)$ 、 $d_j(m)$ 。其中, $c_j(m)$ 、 $d_j(m)$ 分别代表电梯振动信号的低频与高频成分。通过小波变换分解后得出各层电梯细节信号与近似信号^[9]。 2^j 组频带系数是利用 j 分解得出,设置 z_n 代表该频带系数,其能量表达式如下:

$$e_n = z_n z_n^T \quad (3)$$

式中: n 为频带序号; z_n^T 为 z_n 的转置。

每个频带小波变换系数乘积为频域信号能量^[10],其表达式如下:

$$\sum_{u=0}^U p(u) \times p(u) = \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{v=0}^{U_1} z_n(v) \times z_n(v) \quad (4)$$

式中: $p(u)$ 为小波变换系数; U_1 为 z_n 的长度。

为了更好地提取电梯急停故障频域信号熵^[11],归一化处理每个频带频域信号能量,提取的电梯急停故障频域信号熵,具体求解公式如下:

$$E_n = \log(e_n / \sum_{n=0}^{2^j-1} e_n) \quad (5)$$

1.2 基于频域信号熵的支持向量机参数寻优

将小波包分解提取电梯急停故障频域信号熵作为SVM训练数据^[12-14],该样本集表达式如下:

$$\begin{cases} x = (x_1, x_2, \dots, x_k) \in R \\ y \in \{+1, -1\}, i=1, 2, \dots, k \\ H = \{(x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k)\} \end{cases} \quad (6)$$

式中: R 为实数; k 为数据长度; x 、 y 为样本集中函数; H 为样本集。

分类面的线性超平面计算公式如下:

$$b + \omega x = 0 \quad (7)$$

式中: ω 为空间向量; b 为分类阈值。判别函数求解公式如下:

$$f(x, \omega) = \text{sign}(b + \omega x) \quad (8)$$

分类面的非线性超平面计算公式如下:

$$b + \omega \phi(x) = 0 \quad (9)$$

式中 $\phi(x)$ 为映射函数。

通过引进惩罚参数 A 与松弛变量,使 $\frac{1}{2} \|\omega\|$

最高,此时分类精度最高,具体公式如下:

$$A \sum_{i=1}^k \xi_i + \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (10)$$

$$\text{s.t. } y_i(b + \omega x_i) \geq 1 - \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k \quad (11)$$

式中 ξ 为松弛变量。

采用拉格朗日乘子将式(10)和式(11)转换为如下对偶表达式:

$$L(\|\omega\|, b, \alpha_i, \gamma_i) = A \sum_{i=1}^k \xi_i + \frac{1}{2} \|\omega\|^2 -$$

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i \xi_i - \sum_{i=1}^k \alpha_i [y_i(b + \omega \phi(x)) + \xi_i - 1] \quad (12)$$

式中 α_i 、 γ_i 为Lagrange乘子。

按照库恩-塔克条件(Kuhn-Tucker conditions),把式(12)实施进一步转化后,得出二

次规划问题表达式:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j \phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \\ \text{s.t.} \quad & 0 \leq \alpha_i \leq A, \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (13)$$

经式(13)计算得出 $\alpha_i > 0$, 此时 $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{x}_j$ 表示相邻的两个互支持向量, 计算出分类阈值, 最佳判别函数公式为

$$y = \text{sign} \left[b + \left(\sum_{SV} \alpha_i y_i [\varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{y}_i)] \right) \right] \quad (14)$$

式中 $[\varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{y}_i)]$ 为核函数, 同时 $G(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) = [\varphi(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{y}_i)]$ 。

高斯核函数表达式为

$$G(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) = \exp[-(\|\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i\|^2 / \vartheta^2)] \quad (15)$$

式中 ϑ 为核参数。

核参数 ϑ 、惩罚参数 A 的设置直接影响 SVM 分类精度^[15-16], 因此采用改进遗传算法优化 SVM 的相关参数, 提升 SVM 分类鲁棒性。改进遗传算法在遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的基础上^[17], 通过调整突变和交叉概率, 提升全局计算效率^[18]。

调整突变概率 Y_χ 表达式如下:

$$Y_\chi = Y_{\chi_{\min}} + Y_{\chi_\varepsilon} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\kappa} (f_i - f_{\text{avg}})^2}{\kappa}} \quad (16)$$

式中: κ 为种群容量; $Y_{\chi_{\min}}$ 为 Y_χ 最小值; f_{avg} 为 Y_χ 平均适应度值; Y_{χ_ε} 为调节参数; f 为适应度值。

调整交叉概率表达式如下:

$$Y_\chi = Y_{\chi_{\max}} - Y_{\chi_\varepsilon} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\kappa} (f_i - f_{\text{avg}})^2}{\kappa}} \quad (17)$$

式中 $Y_{\chi_{\max}}$ 为 Y_χ 最大值。

改进 GA 算法优化 SVM 参数的流程如下。

第 1 步: 初始化改进 GA 算法参数, 如种群容量、调节系数等, 每个个体代表多组 SVM 的 ϑ 、 A 参数初始值。

第 2 步: 求解初始适应度。

此处将电梯急停故障检测准确率设成适应度值, 其求解表达式为

$$\Psi_i = \frac{1}{\eta} \sum_{i=1}^{\eta} \frac{\rho_i - q_i}{\rho_i} \times 100\% \quad (18)$$

式中: η 为电梯急停故障类型总数; q_i 、 ρ_i 为电梯急停第 i 类故障样本数量和总数。

第 3 步: 对个体实施选择、交叉、变异等操作。

第 4 步: 求解个体适应度值, 同时与第 2 步得出的最优适应度值实施对比, 选取适应度大的个体作为最优个体。

第 5 步: 如果满足最大迭代量或适应度要求, 终止迭代, 输出最优结果即 SVM 的 ϑ 、 A 参数最优解; 当不符合终止条件时, 返回第 3 步继续训练, 直到满足终止条件。

第 6 步: 得出 ϑ 、 A 参数最优解后构建最佳 SVM, 用于电梯急停故障检测。

1.3 基于最优解的电梯急停故障检测方法

研究基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法, 提高电梯急停故障检测能力, 该方法流程如图 1 所示。

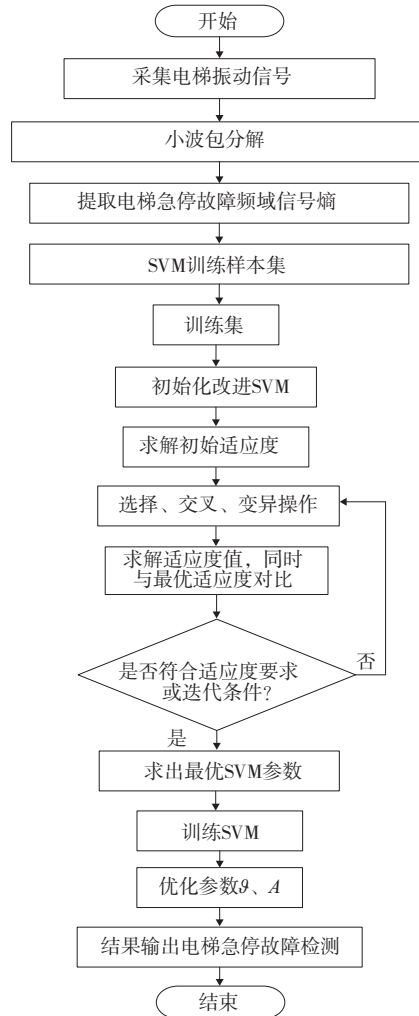


图 1 电梯急停故障检测方法流程

2 实验分析与结果

为了验证本文方法的应用效果, 选取某区域慕尼黑牌 HL-NC 系列电梯作为实验对象, 实验对

象利用永磁同步拽引技术,电梯机房布局科学、噪声低,安装方便。利用 BRDA-300 型号的电梯振动分析仪采集不同类型的电梯在空载运行期间振动信号,设置采样周期为 50 s,采样率为 200 Hz。试验数据集如表 1 所示。

表 1 试验数据集

电梯类型	电梯数量/台	测试样本集/个	训练样本集/个
乘客电梯	29 800	256 210	368 000
载货电梯	12 000	189 523	256 983
医用电梯	15 600	298 930	328 950
消防电梯	11 800	198 526	208 953
杂物电梯	2 050	25 690	28 006
观光电梯	68	2 360	3 050
施工电梯	3 200	56 800	69 900

在试验数据集中,选取乘客电梯的振动信号数据作为测试数据,乘客电梯的振动信号如图 2 所示。

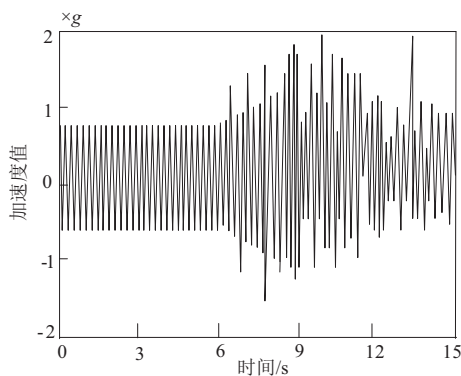
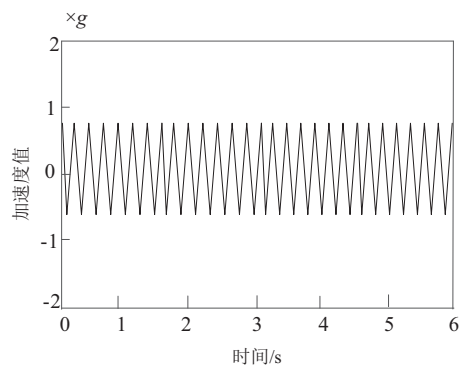
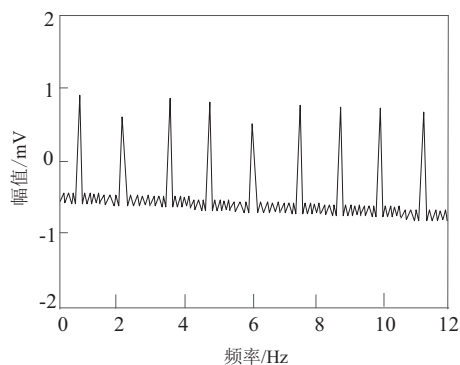


图 2 乘客电梯的振动信号

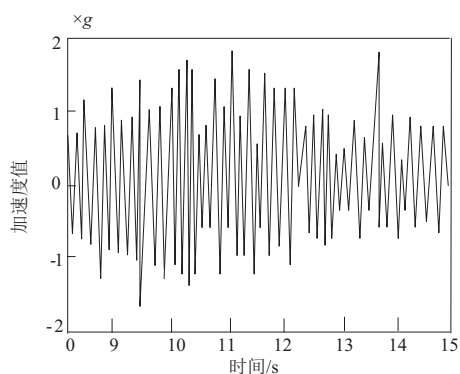
采用本文方法对电梯急停故障进行检测,第一步利用小波包分解提取采集的测试数据中电梯急停故障频域信号熵,提取结果如图 3 所示。



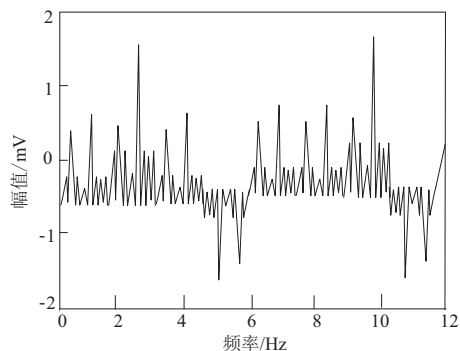
(a) 乘客电梯正常运行时的振动信号



(b) 乘客电梯正常运行时的频域信号熵



(c) 乘客电梯故障时的振动信号



(d) 乘客电梯故障时的频域信号熵

图 3 频域信号熵提取结果

由图 3 可知,采用小波包的应用效果较好,可有效地对采集的振动信号实施小波分解,得出电梯运行正常信号和故障信号的波形图,将每个信号分解成多个频带并求解每个频带的频域信号能量,并归一化得出提取后电梯急停故障频域信号熵。

归一化后的电梯正常状态和故障状态频域信号熵的频带能量如图 4 所示。

分析图 4 可知,在不同频带序列下,电梯故障状态频域信号熵的频带能量明显比电梯正常状态的多,说明当电梯发生故障时频带能量较多。频域信号熵可直观表征电梯运行状态,将提取后的电梯急停故障频域信号熵作为 SVM 输入,有利于

电梯急停故障检测。

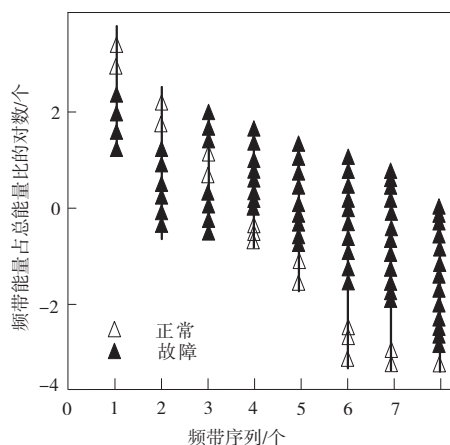


图4 频带能量

为验证改进 GA 算法优化 SVM 的鲁棒性,分别采用改进 GA 算法、灰狼算法、蚁群算法优化 SVM 参数,设置进化次数为 200、种群规格为 100,统计 3 种算法优化 SVM 参数的适应度变化,如表 2 所示。

表2 3种算法优化 SVM 参数的适应度变化 单位: %

进化代数	改进 GA 算法		灰狼算法		蚁群算法	
	最优适应度	平均适应度	最优适应度	平均适应度	最优适应度	平均适应度
20	90	82	85	76	80	70
40	92	86	86	78	82	72
60	99	89	88	81	83	75
80	99	95	89	81	84	75
100	99	96	89	82	86	76
120	99	95	90	81	88	75
140	99	96	92	82	89	75
160	99	95	92	82	90	76
180	99	96	92	83	90	77
200	99	97	92	82	90	76

分析表 2 可知,采用改进 GA 算法提高了 SVM 参数寻找最优解的能力。在进化代数为 60 次时,SVM 最优适应度高达 99%,并一直趋于稳定趋势;在进化代数 80 次以后,SVM 平均适应度在 95%左右,说明改进 GA 算法得出 SVM 参数最佳,提高了 SVM 分类和检测效率。而另外两种算法优化后 SVM 的适应度均较低,需要进化代数比较多,计算量大,直接导致电梯故障急停检测效率低。

为进一步分析本文方法的应用效果,实验设

置 E_1 — E_4 分别代表电梯正常运行、门锁回路故障、电梯机械故障和电梯急停故障 4 种状态信号熵值,采用本文方法实施电梯故障急停检测。每种状态提取 3 个样本的频域信号熵,并采用支持向量机实施电梯故障急停检测,检测结果如表 3 所示。

表3 电梯故障急停检测结果

样本标号	E_1	E_2	E_3	E_4	电梯实际状态	本文方法检测结果
1	0.21	25.14	10.26	40.26	1 电梯正常运行	1 电梯正常运行
2	0.28	29.63	12.69	41.25	1 电梯正常运行	1 电梯正常运行
3	0.26	28.98	15.28	45.62	1 电梯正常运行	1 电梯正常运行
4	0.52	45.26	33.26	52.18	2 门锁回路故障	2 门锁回路故障
5	0.54	48.92	32.55	53.78	2 门锁回路故障	2 门锁回路故障
6	0.58	40.68	32.04	55.25	2 门锁回路故障	2 门锁回路故障
7	0.67	46.98	38.26	64.89	3 电梯机械故障	3 电梯机械故障
8	0.64	45.88	37.96	63.28	3 电梯机械故障	3 电梯机械故障
9	0.66	47.26	35.26	64.25	3 电梯机械故障	3 电梯机械故障
10	0.75	60.26	40.29	76.29	4 电梯急停故障	4 电梯急停故障
11	0.73	79.26	48.92	75.26	4 电梯急停故障	4 电梯急停故障
12	0.71	50.52	50.26	79.38	4 电梯急停故障	4 电梯急停故障

分析表 3 表明,利用 SVM 可以有效地区分电梯正常运行、门锁回路故障、电梯机械故障和电梯急停故障状态下的电梯数据,本文方法检测结果与实际电梯运行结果相一致,说明本文方法的检测效果比较好。同时,本文方法可以实时地对电梯的运行状态进行监测,及时发现并预警故障,提高了电梯使用的安全性和可靠性。

3 结语

本文研究了基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法,提高了电梯急停故障检测水平。通过实验结果可知:改进 GA 算法得出 SVM 参数最佳,提高了 SVM 分类和检测效率,本文方法可以有效地检测出电梯的急停故障,并且具有较高的精度。本文研究的故障检测方法具有

广泛的应用前景。除了可以应用于电梯故障检测中之外,还可以应用于其他设备的故障检测中。例如,可对机械设备、电气设备、控制系统等进行故障检测和诊断,提高设备的可靠性和安全性。综上所述,本文研究的基于支持向量机和频域信号熵的电梯急停故障检测方法具有一定的理论意义和应用价值,可以为电梯和其他设备的故障检测研究提供新的思路和方法。

参考文献:

- [1] 杜立强. 向家坝水电站电梯故障及解决措施[J]. 人民长江,2022,53(增刊2):155-156,160.
- [2] 侯靖琳,仇润鹤,薛季爱,等. 基于知识图谱嵌入和补全的电梯故障预测[J]. 计算机工程与设计,2022,43(1):224-230.
- [3] 孙庆港,王呈. 改进 LSTM-AE 算法的电梯知识库故障征兆预测[J]. 计算机工程与应用,2023,59(7):311-318.
- [4] 林宇. 基于机器视觉技术的电梯曳引轮磨损检测研究[J]. 微特电机,2022,50(3):26-30.
- [5] 王硕禾,巩方超,古晓东,等. 基于特征融合的变电设备类型及故障识别算法研究[J]. 铁道学报,2021,43(4):95-100.
- [6] 李泽华,柴铮,赵春晖. 基于多通道卷积的电梯异常振动故障诊断[J]. 控制工程,2023,30(3):427-433.
- [7] 李森娟,张萍,岳大为,等. 基于支持向量机的风电机组故障预测[J]. 计算机仿真,2022,39(5):84-88,180.
- [8] 沙济通,邢龙,胡占飞,等. 基于小波变换的风力发电机组故障检测方法[J]. 水力发电,2023,49(6):99-104.
- [9] 孙康,金江涛,李春,等. 基于优化经验小波变换与改进支持向量机的齿轮箱故障检测策略[J]. 热能动力工程,2022,37(8):186-196.
- [10] 陶然,许有才,和杰,等. 基于 SSWD 优化 LMD 的高速电梯滚动导靴振动信号特征提取[J]. 振动与冲击,2021,40(10):196-203.
- [11] 曲洪权,魏冰冰,张正,等. 基于 FDM 能量熵的特征提取方法及其在光纤振动识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(7):0706006.
- [12] 王振亚,姚立纲,蔡永武,等. 基于熵-流特征和樽海鞘群优化支持向量机的故障诊断方法[J]. 振动与冲击,2021,40(6):107-114.
- [13] 高伟,陈渊隆,黄天富. 一种基于小波包分解和特征分量动态优选的剩余电流动作保护方法[J]. 仪器仪表学报,2025,46(1):311-323.
- [14] 王宇,肖岚中,冯诗宇,等. 基于小波包变换和自适应 MCKD 的故障特征提取研究[J]. 电子制作,2025,33(5):77-80.
- [15] 曹源,宋迪,胡小溪,等. 基于改进时域多尺度散布熵与支持向量机的转辙机故障诊断[J]. 电子学报,2023,51(1):117-127.
- [16] 王贡献,张森,胡志辉,等. 基于多尺度均值排列熵和参数优化支持向量机的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2022,41(1):221-228.
- [17] 杨阳,章治,吴雪钰,等. 采用改进遗传算法的无线电能传输系统参数优化设计[J]. 西安交通大学学报,2025,59(4):93-104.
- [18] 蔡一杰,陈俊杰,王君,等. 基于遗传算法优化支持向量机的船用柴油机气门漏气故障智能诊断方法[J]. 内燃机工程,2022,43(2):71-76,84.

收稿日期:2024-07-28

(上接第 249 页)

- [10] 陈育喜,张竺英. 深海 ROV 脐带缆绞车设计研究[J]. 机械设计与制造,2010(4):39-41.
- [11] 楼宁. 机械自动化控制中 PLC 技术的应用研究[J]. 中国机械,2024(34):92-95.
- [12] 刘晓进,赵延明,敬明洋. 电驱动海洋绞车自动排缆控制系统建模与仿真[J]. 机械工程师,2024(2):74-78.
- [13] 刘建文,沈瑞琳,马世登,等. 基于嵌入式机器视觉的流水线分拣机器人设计[J]. 计算技术与自动化,2024,43(2):17-23.
- [14] Joe Minichino. OpenCV 3 计算机视觉:Python 语言实现[M]. 2 版. 苗贝贝,史斌,刘波,译. 北京:机械工业出版社,2016:50.
- [15] 吴宇翔,郑兆启,石朴,等. 基于机器视觉的 PET 瓶坯缺陷检测系统设计[J]. 机械制造与自动化,2024,53(5):255-258.

收稿日期:2024-08-28