基于GWO-SVM的矿用挖掘机发动机故障预测方法研究*

张家俊，陈杰，马明

（江苏城市职业学院南通办学点 机电工程学院， 江苏 南通市 226001）

摘要：为提升矿用挖掘机发动机在高强度复杂工况下的故障预测准确性与稳定性，构建了基于灰狼优化算法（GWO）优化支持向量机（SVM）的故障预测模型。通过采集潍柴WP14T型矿用挖掘机发动机实时运行过程中的关键工况参数，使用异常值检测与剔除、数据标准化等手段进行数据预处理，并采用皮尔逊相关系数法进行特征选择，构建结构合理、特征信息完备的样本集。利用灰狼优化算法对支持向量机中的惩罚因子与核函数参数进行自适应全局寻优，以提升模型的非线性学习和泛化能力。设计故障预测试验，在多种典型故障工况下开展对比验证，结果表明：GWO-SVM模型在多类故障预测中表现出更高的准确性和更强的鲁棒性，在测试集上的预测准确率高达92.8%，较传统SVM提高了9.9个百分点，在少样本干扰及数据波动条件下仍能保持稳定输出。

关键词：矿用挖掘机；发动机；灰狼优化算法；支持向量机；故障预测

中图分类号：TD422.2；TP183 **文献标识码**：A **文章编号**：1005-2763(2026)07-0203-09

Research on Fault Prediction Method for Mining Excavator Engine Based on GWO-SVM

Zhang Jiajun, Chen Jie, Ma Ming

(School of Mechanical and Electrical Engineering, The City Vocational College of Jiangsu (Nantong Campus), Nantong, Jiangsu 226001, China)

Abstract: To enhance the accuracy and stability of fault prediction for mining excavator engines under high-intensity and complex working conditions, a fault prediction model based on the Grey Wolf Optimizer (GWO) optimized Support Vector Machine (SVM) was constructed. Key operating parameters of the Weichai WP14T mining excavator engine were collected during real-time operation. Data preprocessing was conducted using outlier detection and elimination as well as data standardization. Feature selection was performed using the Pearson correlation coefficient method to construct a sample set with a reasonable structure and complete feature information. The Grey Wolf Optimizer was employed to adaptively and globally optimize the penalty factor and kernel function parameters of the Support Vector Machine, thereby enhancing the model's nonlinear learning and generalization capabilities. Fault prediction experiments were designed, and comparative verification was carried out under various typical fault conditions. The results show that the GWO-SVM model exhibits higher accuracy and stronger robustness in multi-class fault prediction. The prediction accuracy on the test set reaches 92.8%, which is 9.9 percentage points higher than that of the traditional SVM, and it maintains stable output under conditions of few-sample interference and data fluctuation.

Key words: Mining excavator, Engine, Gray Wolf Optimizer, Support Vector Machine, Fault prediction

0 引言

在露天矿山开采作业中，挖掘机的运行可靠性直接决定了矿山生产效率与作业安全，其核心动力部件发动机长期处于高强度、复杂工况，故障发生率较高。因此，开展发动机运行状态有效监测与早期故障预测研究，具有重要的工程应用价值[1]。然而，当前矿山设备监控系统多局限于数据可视化与阈值报警层面，仅能实现事后故障响应，难以精准识别关键部件的早期隐患[2]。针对这一问题，基于设备运行监测数据的故障识别与预测技术通过分析发动机运行参数，进行潜在故障的分类判断，可实现计划外故障的提前预

* **收稿日期**：2025-06-09

基金项目：江苏省终身教育研究科研资助项目(24SZJ010)

作者简介：张家俊(1989—)，男，山东临沂人，硕士，讲师，主要从事发动机故障诊断方面的研究与教学工作。E-mail: zhangjiajun1@ntou.edu.cn

警,进而保障设备连续运行、降低运维成本。

近年来,支持向量机(Support Vector Machine,SVM)凭借优异的分类性能与小样本泛化能力,被广泛应用于故障诊断领域[3-4]。但 SVM 模型的诊断性能高度依赖于核函数参数与惩罚因子的合理配置,传统网格搜索法或人工经验调参存在效率低、泛化性能差、易陷入局部最优等缺陷[5-6]。为提升模型诊断性能,国内外学者尝试引入群体智能优化算法对 SVM 进行参数寻优,如粒子群优化(PSO)、遗传算法(GA)等均取得了一定成效。周恒等[7]提出基于模糊神经网络的发动机故障诊断模型,有效提升了诊断模型的鲁棒性与准确率。顾清华等[8]结合随机森林与一维深度残差网络构建了 RFTL-1DNet 模型,通过迁移学习与数据增强技术,在小样本条件下将诊断准确率提升至 99%以上;后续其团队提出基于改进鲸鱼优化算法(IWOA)与 LightGBM 的融合诊断模型,有效解决了故障类别不均衡的问题,F_1 值高达 98.53%[9]。但上述方法仍存在收敛速度慢、易陷入局部最优等不足,难以满足矿区复杂多变环境下的发动机诊断需求。

针对上述问题,本文以潍柴 WP14T 型矿用挖掘机发动机为研究对象,构建基于灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)优化 SVM 的故障预测模型。通过对潍柴 WP14T 发动机运行数据进行特征提取、GWO 参数优化建模与验证测试,有效提升对关键部位的故障预测能力,弥补现有方法在小样本、高复杂度、多工况环境下识别性能不足的缺陷,提出了一种高精度、强鲁棒性的发动机故障预测新方法,以期为矿山机械智能运维与故障预判提供理论支持与工程参考。

1 基于灰狼算法的 SVM 参数寻优

1.1 支持向量机算法

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论提出的二分类模型,尤其适用于解决小样本、非线性、高维度数据的分类问题。SVM 核心思想是通过构造最优分类超平面实现样本划分,同时最大化分类间隔,以提升模型的泛化性能。

首先,给定训练数据集:

$$\{(\boldsymbol{x}_i, y_i)\}_{i=1,2,\cdots,N} \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{x}_i$ 为特征向量,$\boldsymbol{x}_i \in \mathbf{R}^n$;$y_i$ 为类别标签,$y_i \in [-1, +1]$;i 为样本编号;N 为样本总数。

SVM 旨在寻找能够正确划分两类样本且具有最大间隔的超平面,超平面方程为:

$$\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x} + b = 0 \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{w}$ 为法向量;b 为偏置项。

为最大化分类间隔,目标是最小化以下优化问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \| \boldsymbol{w} \|^2 \tag{3}$$

式中,w 为分界线系数。

在满足约束条件的前提下,得出:

$$y_i(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}_i + b) \gg 1, \forall i \tag{4}$$

针对实际数据中存在的噪声与线性不可分的情况,引入松弛变量ξ_i,构建软间隔 SVM,优化问题转化为:

$$\min_{w,b,\xi_i} \frac{1}{2} \| \boldsymbol{w} \|^2 + C \sum_{i=1}^{N} \xi_i \tag{5}$$

$$y_i(\boldsymbol{w} \cdot \boldsymbol{x}_i + b) \geqslant 1 - \xi_i, \ \xi_i \geqslant 0 \tag{6}$$

式中,C 为惩罚因子,$C > 0$,用于平衡分类间隔和误差率。

针对非线性可分问题,SVM 通过引入核函数将输入空间的数据映射到高维特征空间,实现在高维空间中的线性可分。常用的核函数包括:

线性核函数:

$$K(\boldsymbol{x}_i, y_i) = \boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}} \cdot y_i \tag{7}$$

多项式核函数:

$$K(\boldsymbol{x}_i, y_i) = (\boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}} y_i + f)^d \tag{8}$$

式中:f 为常数,$f > 0$;d 为多项式的阶数,$d \in \mathbf{N}^+$。

径向基函数(RBF):

$$K(\boldsymbol{x}_i, y_i) = \exp(-\gamma \| \boldsymbol{x}_i - y_i \|^2) \tag{9}$$

式中,γ 为 RBF 核的参数,决定了样本点的影响范围。

本文选用在处理复杂非线性问题时表现效果良好的 RBF 核函数。

SVM 的分类性能在很大程度上取决于惩罚因子 C 和 RBF 核的参数 γ 的合理配置。C 用于平衡分类间隔与分类误差,γ 决定 RBF 核的分布宽度。参数选择不当易导致模型过拟合或欠拟合,显著降低模型的准确性与泛化能力。针对传统网格搜索算法计算量大、易陷入局部最优等问题,本文引入灰狼优化算法对 SVM 参数进行自适应全局寻优,以提升故障预测模型的综合性能。

1.2 灰狼优化算法

灰狼优化算法(GWO)由 Mirjalili S 等[10]于 2014 年提出,是一种模拟自然界灰狼社会等级结构与群体狩猎行为的群体智能优化算法。GWO 算法

具有算法结构简单、全局搜索能力强、控制参数少等优势,被广泛应用于图像识别、特征选择、故障诊断等各类工程优化领域[11-15]。GWO 将种群中的个体划分为 4 个等级:α 狼为种群领导者,对应当前最优解;β 狼为次优解,协助 α 狼决策;σ 狼为第三最优解;ω 狼为普通个体,其行为受前三类狼引导。该等级制度形成的多头领导机制,可有效平衡算法在迭代中的全局搜索能力和局部开发能力。灰狼的社会等级如图 1 所示。

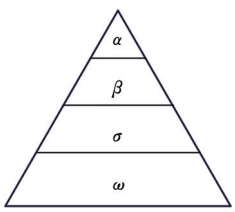


图 1 灰狼社会等级

Fig.1 The social hierarchy of grey wolves

GWO 模拟灰狼的群体围猎过程,包含 3 个主要阶段。

(1) 包围猎物。

假设猎物位置为 $\boldsymbol{X}_{\text{prey}}$,当前灰狼位置为 $\boldsymbol{X}$,则位置更新规则如下:

$$\boldsymbol{D}=|\boldsymbol{B}\cdot\boldsymbol{X}_{\text{prey}}-\boldsymbol{X}| \tag{10}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=\boldsymbol{X}_{\text{prey}}-\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{D} \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{D}$ 为当前灰狼与猎物之间的距离向量;$\boldsymbol{A}$ 为搜索控制向量,$\boldsymbol{A}=2a\cdot\boldsymbol{r}_1-a$;$\boldsymbol{B}$ 为干扰系数向量,$\boldsymbol{B}=2\cdot\boldsymbol{r}_2$;$\boldsymbol{r}_1$,$\boldsymbol{r}_2$ 为随机向量;t 为当前迭代次数;a 为线性递减参数(从 2 减到 0)。

(2) 狩猎行为。

假设 α、β、σ 狼知道猎物大致位置,其余 ω 狼以三者为引导更新自身位置,更新公式如下:

$$\boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{X}_\alpha-\boldsymbol{A}_1\cdot|\boldsymbol{B}_1\cdot\boldsymbol{X}_\alpha-\boldsymbol{X}| \tag{12}$$

$$\boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{X}_\beta-\boldsymbol{A}_2\cdot|\boldsymbol{B}_2\cdot\boldsymbol{X}_\beta-\boldsymbol{X}| \tag{13}$$

$$\boldsymbol{X}_3=\boldsymbol{X}_\sigma-\boldsymbol{A}_3\cdot|\boldsymbol{B}_3\cdot\boldsymbol{X}_\sigma-\boldsymbol{X}| \tag{14}$$

$$\boldsymbol{X}(t+1)=(\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{X}_3)/3 \tag{15}$$

即每只 ω 狼的位置由最优秀的 3 只狼共同引导更新,是一种群体协作优化策略。

(3) 攻击猎物(收敛阶段)。

随着迭代次数增加,收敛因子 a' 逐渐减小,使系数向量 $|\boldsymbol{A}|$ 在 $[-a',+a']$ 中变动。

当 $|\boldsymbol{A}|<1$ 时,灰狼向猎物位置靠拢,进行局部搜索;当 $|\boldsymbol{A}|>1$,灰狼远离猎物,进行全局搜索;该机制可有效平衡算法的全局探索能力和局部开发能力。

灰狼优化算法的参数寻优流程如图 2 所示,具体包括以下 7 个步骤。

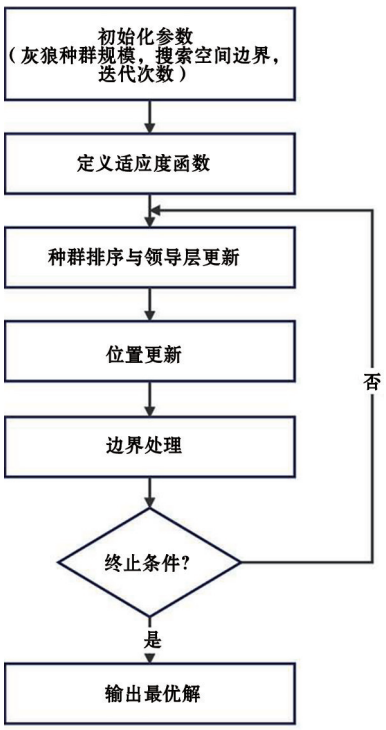


图 2 灰狼优化算法流程

Fig.2 The flowchart of the Grey Wolf Optimizer

(1) 初始化参数:设置灰狼种群规模,确定搜索空间边界,即超参数 C 和 γ 的取值范围,初始化每只灰狼的位置(每只狼对应一组 C 和 γ 值),并使其随机分布在搜索空间内,设置 GWO 的最大迭代次数 $T_{\max}$。

(2) 定义适应度函数:采用 SVM 模型在训练集上的交叉验证综合误差与模型复杂度作为适应度函数,适应度值越低,表明对应的 C 和 γ 参数组合越优。

(3) 种群排序与领导层更新:计算当前种群中每只灰狼对应的适应度值,按适应度值升序排序,选取最优的三只灰狼分别作为:α 狼(最优解)、β 狼(次优解)和 σ 狼(第三优解),其余为普通灰狼。

(4) 位置更新:所有 ω 狼根据 α、β、σ 三只领导狼的位置进行更新。

(5) 边界处理:若更新后的灰狼位置超出预设的参数搜索范围,则将其修正到边界值以内,以保证搜索的合理性。

(6) 迭代更新:重复步骤三至步骤五,直至达到最大迭代次数 $T_{\max}$ 或适应度值满足收敛条件。

(7) 输出最优解:输出最终适应度最低的 α 狼对应的参数组合,即最优的 C 和 γ,用最优参数训练 SVM 模型,用于发动机故障预测。

1.3 测试函数表现分析

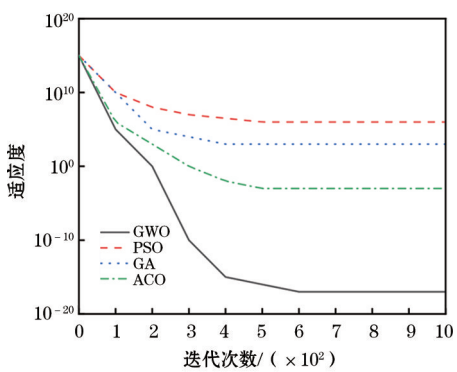
为验证灰狼优化算法(GWO)在支持向量机(SVM)参数寻优中的全局寻优性能的优越性,本文选取粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)等经典智能优化算法开展对比仿真试验,并选取 5 个常用的连续型全局优化测试函数进行仿真试验。标准测试函数的表达式与搜索空间见表 1。

表 1 标准测试函数

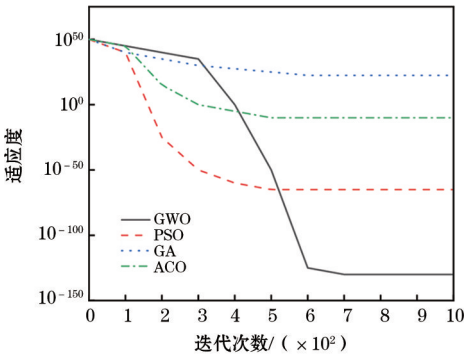
Table 1 Standard test functions

函数	表达式	搜索空间
H_1	$f(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2$	$[-100,100]^n$
H_2	$f(x)=\sum_{i=1}^{n-1}[100(x_{i+1}-x_i^2)^2+(x_i-1)^2]$	$[-30,30]^n$
H_3	$f(x)=10n+\sum_{i=1}^{n}[x_i^2-10\cos(2\pi x_i)]$	$[5.12,5.12]^n$
H_4	$f(x)=1+\frac{1}{4\,000}\sum x_i^2-\prod\cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}})$	$[-600,600]^n$
H_5	$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\lvert x_i\rvert+\prod_{i}^{n}\lvert x_i\rvert$	$[-10,10]^n$

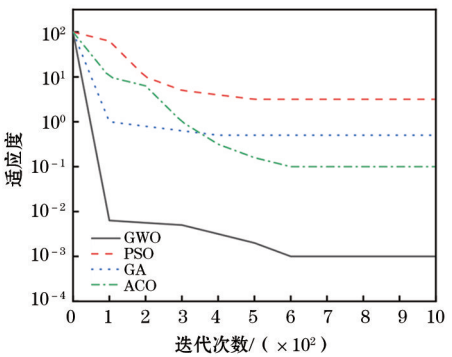
为了确保对比试验的公正性与可重复性,所有参与测试的智能优化算法统一设定如下试验参数:算法种群规模均设为 30,最大迭代次数为 1 000,保证算法充分搜索;所有优化函数均采用 30 维优化变量,以提高测试难度并增强算法性能对比的代表性。为消除随机因素对试验结果的影响,每种算法在每个标准测试函数上均独立运行 30 次。图 3 为 4 种算法在标准测试函数 H_1~H_5 上的收敛曲线。表 2 为 30 维测试函数下 4 种算法的优化统计结果,包含平均值、最优值、最差值和标准差。



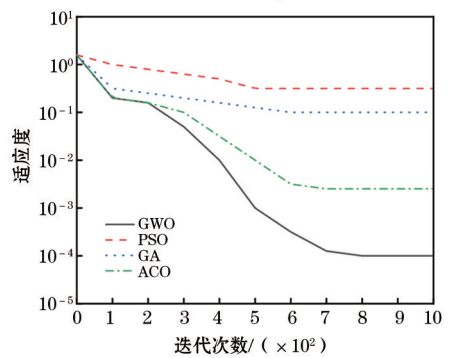
(a) H_1



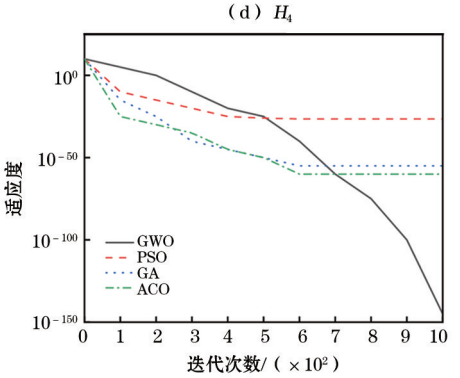
(b) H_2



(c) H_3



(d) H_4



(e) H_5

图 3 收敛曲线

Fig.3 The convergence curves

由图 3 可知,GWO 在收敛速度与收敛精度上均显著优于其他对比算法,兼具快速全局搜索与局部精细优化能力。最终收敛精度更高、结果波动更小,表现出更强的稳定性和鲁棒性。表 2 的统计结

果进一步验证了 GWO 在各测试函数 H_1～H_5 上的优异搜索性能,充分体现了其在解决复杂优化问题方面的卓越效果。

表 2 4 种算法试验结果对比

Table 2 Comparison of test results for four algorithms

函数	指标	GWO	PSO	GA	ACO
H_1	平均值	2.47×10^{-29}	8.73×10^{-18}	4.21×10^{-8}	5.02×10^{-4}
	最优值	9.98×10^{-31}	1.15×10^{-19}	6.04×10^{-9}	8.47×10^{-5}
	最差值	1.03×10^{-20}	3.52×10^{-18}	2.37×10^{-7}	1.12×10^{-3}
	标准差	2.01×10^{-30}	1.12×10^{-18}	7.83×10^{-8}	3.21×10^{-4}
H_2	平均值	8.03×10^{-120}	9.51×10^{-49}	42.67	1.23
	最优值	3.17×10^{-129}	4.02×10^{-51}	25.03	0.48
	最差值	4.89×10^{-116}	1.08×10^{-45}	59.97	2.04
	标准差	4.01×10^{-120}	5.03×10^{-49}	12.34	0.61
H_3	平均值	5.38×10^{-3}	0.05	0.97	1.82
	最优值	4.52×10^{-3}	0.02	0.51	1.03
	最差值	2.01×10^{-2}	0.08	1.49	2.47
	标准差	6.02×10^{-3}	0.02	0.38	0.57
H_4	平均值	4.85×10^{-3}	0.73	0.35	0.03
	最优值	1.92×10^{-3}	0.32	0.20	0.01
	最差值	8.35×10^{-3}	0.99	0.50	0.40
	标准差	2.24×10^{-3}	0.32	0.12	0.09
H_5	平均值	2.14×10^{-136}	8.29×10^{-28}	2.96×10^{-47}	3.28×10^{-51}
	最优值	5.68×10^{-148}	4.69×10^{-30}	7.15×10^{-49}	6.32×10^{-55}
	最差值	3.65×10^{-132}	9.23×10^{-20}	5.26×10^{-40}	7.10×10^{-45}
	标准差	1.58×10^{-133}	1.02×10^{-25}	3.21×10^{-45}	6.37×10^{-50}

2 GWO-SVM 矿用挖掘机发动机故障预测模型

为实现矿用挖掘机发动机故障的准确预测,本文构建了基于灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)的故障预测模型。整体建模流程如图 4 所示。

(1) 数据采集:采集矿用挖掘机发动机运行的关键特征变量,涵盖转速、负载、喷油量、温度、压力等共 25 维运行参数,作为模型输入特征。

(2) 数据预处理:对原始数据进行清洗、去噪与缺失值补全处理,采用最小-最大归一化方法将特征统一映射至同一数值区间,确保数据质量,保证模型训练的稳定性。

(3) 特征选择:利用相关性分析、信息增益等方法,从 25 维原始特征中筛选出与故障状态高度相关的关键变量,降低特征冗余度,提高模型训练效率与泛化能力。

(4) 构建 SVM 分类器:采用径向基核函数(RBF)构建支持向量机分类器,得到初始分类模型,待优化其惩罚因子与核函数宽度参数。

(5) 训练 GWO-SVM 模型:使用 GWO 获得的最优参数组合训练 SVM 分类器,生成最终模型。

(6) 输出预测结果:对新输入的发动机运行特征参数进行分类预测,输出故障状态及故障类型。

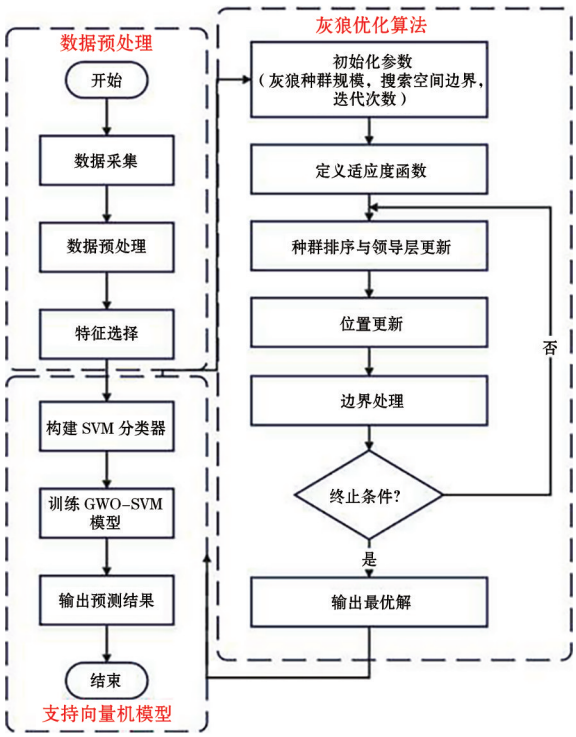


图 4 预测算法流程

Fig.4 Flowchart of the prediction algorithm

3 预测结果分析

本文以潍柴 WP14T 型发动机(如图 5 所示)为研究对象,依托潍柴“智多星”诊断工具,对多台配备 WP14T 型发动机的露天矿用挖掘机开展运行数据采集,累计获取 1 000 组 25 维的发动机运行与故障样本数据。采集参数涵盖转速、负载、喷油量、温度与压力等特征,可全面反映发动机在高强度复杂工况下的运行状态与健康水平。

各参数异常与发动机典型故障密切相关。例如,转速波动通常反映燃烧不均匀或点火系统故障,负载-功率不匹配提示燃烧效率下降,喷油量异常对应油耗升高或动力不足,冷却液温度过高预示过热故障风险,进排气压力异常则多与滤清器堵塞或增压系统故障相关。在仿真环境下,基于所构建的样本数据集开展多轮仿真试验,对本文提出的故障诊断模型进行性能测试与验证,全面评估其工程应用的预测准确性与鲁棒性。



图 5 潍柴动力 WP14T 发动机

Fig.5 Weichai power WP14T engine

3.1 试验数据处理与特征选择

为提升模型的训练效率与预测精度,本文对采集到的 1 000 组 25 维原始特征数据开展系统的数据预处理与优化特征提取。

3.1.1 数据预处理

特征选择前,首先对原始数据进行标准化处理。

(1) 异常值检测与剔除:利用箱型图法识别并去除极端离群点,保证数据分布合理;

(2) 缺失值补全:对少量缺失数据采用线性插值法进行补全;

(3) 数据归一化:采用最小-最大归一化法,将各维特征统一映射至[0,1]区间,消除不同量纲对模型训练的影响。

3.1.2 特征选择

预处理完成后,采用多种特征选择方法,联合筛选出与故障状态高度相关的 10 个关键特征变量,具体方法如下:

(1) 皮尔逊相关系数分析(Pearson Correlation Coefficient),计算各特征与故障标签的线性相关性,剔除相关性低于设定阈值的特征;

(2) 信息增益(Information Gain),评估各特征对目标分类变量的信息贡献度,按得分从高到低排序;

(3) 互信息法(Mutual Information),捕捉特征与故障标签的非线性相关关系,甄别非线性相关特征;

(4) 方差筛选法(Variance Threshold),去除方差低、信息量小、区分能力弱的特征;

(5) 特征重要性评分(F-score),使用初步训练的 SVM 模型,评估每个特征对模型分类性能的贡献。

初始数据集特征重要性对比结果见表 3。

表 3 初始数据集特征重要性对比

Table 3 Comparison of feature importance in the initial dataset

序号	特征名称	相关系数	信息增益值	互信息值	方差值	类间均值差/类内方差	保留/剔除
1	发动机转速	0.68	0.35	0.40	0.15	0.55	保留
2	共轨压力	0.52	0.28	0.32	0.10	0.43	保留
3	排气温度	0.75	0.41	0.45	0.21	0.65	保留
4	机油压力	0.48	0.25	0.27	0.08	0.38	保留
5	冷却液温度	0.44	0.22	0.24	0.07	0.35	保留
6	喷油量	0.41	0.20	0.22	0.06	0.33	保留
7	喷油正时偏移	0.36	0.18	0.21	0.05	0.35	保留
8	进气流量	0.31	0.15	0.18	0.04	0.25	保留
9	故障码计数	0.28	0.14	0.16	0.03	0.22	保留
10	排气温变化率	0.25	0.13	0.15	0.02	0.22	保留
11	机油温度	0.22	0.12	0.13	0.02	0.18	剔除
12	进气温度	0.21	0.11	0.12	0.02	0.16	剔除
13	进气压力	0.18	0.10	0.15	0.01	0.14	剔除
14	排气压力	0.16	0.09	0.09	0.01	0.12	剔除
15	水温传感器电压	0.15	0.08	0.08	0.01	0.11	剔除
16	空燃比	0.14	0.07	0.07	0.01	0.10	剔除
17	涡轮增压压力	0.12	0.06	0.06	0.01	0.09	剔除
18	怠速控制阀开度	0.11	0.05	0.05	0.01	0.08	剔除
19	蓄电池电压	0.09	0.04	0.04	0.00	0.07	剔除
20	发动机负载	0.08	0.03	0.03	0.00	0.06	剔除
21	燃油压力	0.07	0.03	0.03	0.00	0.05	剔除
22	机油液位	0.06	0.02	0.02	0.00	0.04	剔除
23	进气歧管压力	0.05	0.02	0.02	0.00	0.03	剔除
24	冷却风扇状态	0.03	0.01	0.01	0.00	0.02	剔除
25	燃油温度	0.02	0.01	0.01	0.00	0.01	剔除

最终,结合表 3 的统计结果与工程可解释性,从 25 个原始特征中筛选出发动机转速、共轨压力、排气温度、机油压力、冷却液温度、喷油量、喷油正时偏移、进气流量、故障码计数和排气温度变化率共 10 个关键特征,用于后续建模与仿真。

3.2 测试结果与分析

为全面评估本文提出的灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)模型在矿用挖掘机发动机故障预测中的性能,将其与传统支持向量机(SVM)模型及采用粒子群优化(PSO)、遗传算法(GA)、蚁群算法(ACO)、蚁狮算法(Ant Lion Optimization, ALO)、蜂群算法(Artificial Bee Optimization, ABC)、蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)、差分进化算法(Differential Evolution Algorithm, DE)和量子进化算法(Quantum Evolutionary Algorithm, QEA)等优化的 SVM 模型开展对比试验。所有模型均采用相同的数据集和特征输入,保证试验的可对比性。

3.2.1 模型性能对比分析

采用准确率、精确率、召回率和 F_1 值四项评价

指标，从多维度全面评价模型的分类效果和性能优劣。各模型在测试集上的预测性能对比结果见表 4。

表 4　各模型在测试集上的预测性能

Table 4　Prediction performance of various models on the test set

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F_1 值/%
GWO-SVM	92.8	92.2	91.1	91.6
SVM	82.9	81.5	79.8	80.6
PSO-SVM	86.7	85.9	84.2	85.0
GA-SVM	87.8	86.6	85.4	86.0
ACO-SVM	86.2	85.0	83.9	84.4
ALO-SVM	89.0	88.2	86.8	87.5
ABC-SVM	87.9	87.0	85.6	86.3
BA-SVM	87.4	86.5	85.0	85.7
DE-SVM	88.3	87.5	86.2	86.8
QEA-SVM	88.7	87.9	86.5	87.2

试验结果表明，GWO-SVM 模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 值四项关键指标上均明显优于其他对比模型，F_1 值达 91.6%，明显高于其他模型，体现出该模型在正负样本分类的平衡能力更强。

3.2.2　模型鲁棒性分析

为进一步验证 GWO-SVM 模型在复杂工程环境下的适应能力与鲁棒性，设计了数据噪声干扰测试、样本类别不平衡测试以及交叉验证稳定性三个典型场景，重点评估模型在非理想数据输入条件下的性能保持能力，即抗干扰性、抗样本偏斜能力和泛化稳定性。

(1) 不同噪声等级下预测准确率变化。

为模拟传感器因老化、温漂等因素引入的实际信号干扰，在原始输入数据中添加均值为 0、方差为 0.01～0.1 的高斯白噪声，构建不同等级的干扰数据集。不同噪声等级的预测准确率如图 6 所示。

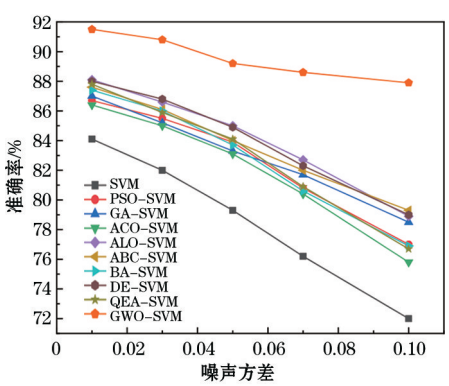


图 6　不同噪声等级下预测准确率

Fig.6　Prediction accuracy under different noise levels

试验结果表明，随着噪声强度增加，所有模型的预测精度均呈下降趋势，但 GWO-SVM 模型在各噪声等级下始终保持最优的预测性能，且准确率下降幅度最小，整体趋势相对平稳。这充分说明 GWO-SVM 模型对输入信号的随机扰动具有较强的鲁棒性和抗干扰能力。与其他优化 SVM 模型（如 PSO-SVM、GA-SVM、ACO-SVM 等）相比，GWO-SVM 在高噪声条件下依然能够有效保持较高的分类准确率，展现出其在复杂工况下的泛化能力和稳定性，具有较高的工程应用价值。

(2) 样本比例不平衡场景测试。

为评估 GWO-SVM 模型应对实际应用中类别不平衡问题的能力，在总样本数不变的前提下，构建了多个不同的正负样本比例数据集（正常：故障分别为 1：1、2：1、3：1、5：1 和 10：1），以模拟矿用挖掘机实际运行中正常工况远多于故障工况的场景。在各样本比例下，分别训练所有对比模型，并采用相同测试条件进行评估，预测准确率如图 7 所示。

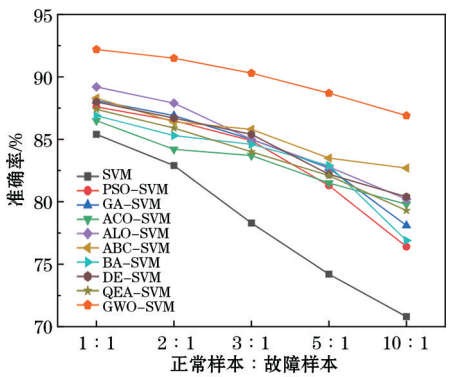


图 7　不同比例样本条件下各模型的预测准确率

Fig.7　Prediction accuracy of various models under different sample ratios

试验结果表明，随着正负样本比例由 1：1 增至 10：1，多数模型准确率下降显著，说明样本不平衡对性能有显著影响。传统 SVM 在比例失衡时准确率下降明显，表现不稳定，而部分优化模型如 PSO-SVM、GA-SVM 在中度不平衡下性能尚可，但在严重不平衡时性能大幅衰减。相比之下，GWO-SVM 在所有样本比例下均保持较高且稳定的预测准确率，在样本极度不平衡（正常：故障＝10：1）的条件下，仍保持 86.9%的高准确率，展现出良好的鲁棒性与抗偏斜能力，验证了其在处理样本不均衡问题时具备更优的泛化性能和应用价值。

(3) 交叉验证稳定性测试。

为评估各模型在不同训练-验证集划分条件下的性能稳定性,采用 5 折交叉验证方法对所有模型进行测试。每轮交叉中随机选取 80%的样本用于训练,20%的样本用于验证,重复 5 次并取平均准确率作为最终评估指标。该方法可有效检验模型在样本分布变化下的泛化能力与稳定性,提升试验结果的可靠性,预测稳定性见表 5。

表 5 各模型在 5 折交叉验证下的预测稳定性

Table 5 Prediction stability of various models under 5-fold cross-validation

模型	平均准确率/%	标准差/%	方差/%
GWO-SVM	92.5	1.7	2.8
SVM	87.4	3.0	8.8
PSO-SVM	89.9	2.3	5.5
GA-SVM	90.1	2.3	5.2
ACO-SVM	89.2	2.7	7.1
ALO-SVM	91.1	2.1	4.5
ABC-SVM	90.3	2.2	4.8
BA-SVM	89.7	2.5	6.3
DE-SVM	90.3	2.1	4.6
QEA-SVM	90.9	2.1	4.2

试验结果表明,GWO-SVM 模型的 5 折交叉验证平均准确率达 92.5%,标准差和方差分别为 1.7%和 2.8%,均显著优于其他模型,说明其在不同训练-验证集划分下具备良好的稳定性与泛化能力。相比之下,传统 SVM 模型的准确率仅为 87.4%,标准差和方差高达 3.0%和 8.8%,表明其对数据划分高度敏感,预测结果波动较大。GA-SVM、DE-SVM 和 QEA-SVM 等优化模型的性能在准确率与稳定性上均有所提升,但整体仍逊于 GWO-SVM 模型。整体来看,GWO-SVM 模型在预测准确性与一致性方面均展现明显优势,具有更强的鲁棒性,适用于复杂工况下的发动机故障预测任务。

4 结论

本文针对潍柴 WP14T 型矿用挖掘机发动机故障预测问题,构建了基于灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)的智能预测模型,并系统开展了性能测试与鲁棒性验证,获得如下主要结论。

(1) 整体预测性能优异。GWO-SVM 模型在标准测试集上取得了 92.8%的准确率和 91.6%的 F_1 值,显著优于传统 SVM 及其他 8 种智能优化方法,验证了引入灰狼优化算法(GWO)后对 SVM 参数寻优的有效性,显著提升了模型的分类性能。

(2) 抗干扰能力突出。在不同强度的高斯白噪声测试场景中,GWO-SVM 模型的准确率下降幅度最小,展现出良好的稳定性与鲁棒性,能够有效应对实际工况中常见的传感器噪声干扰。

(3) 应对类别不平衡能力强。在样本极度不均衡(正常样本与故障样本比例为 10∶1)的测试条件下,GWO-SVM 仍保持 86.9%的高准确率,显著优于所有对比模型,表明其对少数类故障样本具备较强的识别能力,适用于真实工况下的故障预测任务。

(4) 模型泛化能力良好。5 折交叉验证结果显示,GWO-SVM 模型平均准确率为 92.5%,标准差仅为 1.7%,在不同训练集-验证集划分下,结果仍保持高度一致性,说明该方法具备较强的泛化能力与稳定性,在复杂、多变的矿山作业环境中展现出良好的工程应用前景与推广价值。

参考文献(References):

[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] 连春平.大型矿用挖掘机智能化现状及发展趋势[J].露天采矿技术,2023,38(5):70-73.
Lian Chunping. Current situation and development trend of intelligence large-scale mining excavators [J]. Opencast Mining Technology,2023,38(5):70-73.

[3] 孙文静.基于机器学习的露天矿挖掘机发动机故障诊断研究[D].西安:西安建筑科技大学,2023.
Sun Wenjing. Research on engine fault diagnosis of excavator in open pit mine based on machine learning[D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2023.

[4] 张旭辉,鞠佳杉,杨文娟,等.基于数字孪生的复杂矿用设备预测性维护系统[J].工程设计学报,2022,29(5):643-650+664.
Zhang Xuhui, Ju Jiashan, Yang Wenjuan, et al. Predictive maintenance system for complex mining equipment based on digital twin[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2022,29(5):643-650+664.

[5] 夏加富,叶奕君,郭嘉俊,等.基于支持向量机与特征降维的直流断路器机械故障诊断技术研究[J].高压电器,2024,60(2):51-61.
Xia Jiafu, Ye Yijun, Guo Jiajun, et al. Research on mechanical fault diagnosis technology of DC circuit breaker based on support vector machine and feature dimension reduction[J]. High Voltage Apparatus,2024,60(2):51-61.

[6] 杨天明,金丽,黄俊.基于支持向量机在设备智能故障诊断中的应用研究[J].内蒙古科技与经济,2017(15):112-113.
Yang Tianming, Jin Li, Huang Jun. Application research of support vector machine in intelligent fault diagnosis of equipment[J]. Inner Mongolia Science Technology & Economy,2017(15):112-113.

[7] 周恒,张雯.基于模糊神经网络的挖掘机发动机故障智能诊断方法[J].工程机械与维修,2024(5):10-12.
Zhou Heng, Zhang Wen. Intelligent fault diagnosis method for excavator engines based on fuzzy neural network[J]. Technology & Maintenance,2024(5):10-12.

[8] 顾清华,银璐阳子,王丹,等.基于 RFTL-1DNet 的矿用挖掘机发动机故障诊断方法[J].有色金属(矿山部分),2025,77(2):51-58+79.
Gu Qinghua, Yin Luyangzi, Wang Dan, et al. Fault diagnosis method of mining excavator engines based on RFTL-1Dnet[J]. Nonferrous Metals (Mining Section), 2025,77(2):51-58+79.

[9] 顾清华,白书宇,王丹.基于 IWOA-LightGBM 模型的矿用挖掘机发动机故障诊断研究[J].矿业研究与开发,2025,45(9):184-191.
Gu Qinghua, Bai Shuyu, Wang Dan. Research on fault diagnosis of mining excavator engine based on IWOA-LightGBM model[J]. Mining Research and Development, 2025,45(9):184-191.

[10] Mirjalili Seyedali, Mirjalili Seyed Mohammad, Lewis Andrew. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software,2014,69:46-61.

[11] Shen Weijie, Xiao Maohua, Wang Zhenyu, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on support vector machine optimized by improved grey wolf algorithm[J]. Sensors, 2023,23(14):6645.

[12] 彭庆媛,王晓峰,唐傲,等.基于灰狼算法优化 DBN-SVM 的入侵检测方法[J].南京大学学报(自然科学),2025,61(2):270-282.
Peng Qingyuan, Wang Xiaofeng, Tang Ao, et al. Intrusion detection method based on DBN-SVM optimized by grey wolf algorithm[J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences),2025,61(2):270-282.

[13] 陈锦山,王新澜,陈端云,等.基于灰狼算法优化支持向量机的电力光纤状态监测[J].光通信技术,2025,49(6):80-84.
Chen Jinshan, Wang Xinlan, Chen Duanyun, et al. Power fiber optic condition monitoring based on grey wolf algorithm optimized support vector machine[J]. Optical Communication Technology,2025,49(6):80-84.

[14] 蒋恣源,罗敏,刘翰林,等.基于 PCC-GWO-SVM 算法的刀具磨损预测[J].工具技术,2024,58(11):131-138.
Jiang Minyuan, Luo Min, Liu Hanlin, et al. Tool wear prediction based on PCC-GWO-SVM algorithm[J]. Tool Technology,2024,58(11):131-138.

[15] 贺亦琛,师长立,郭小强,等.基于参数优化多核支持向量机的光伏功率预测算法[J].太阳能学报,2024,45(9):394-404.
He Yichen, Shi Changli, Guo Xiaoqiang, et al. Photovoltaic power prediction algorithm based on parameter optimization of multi-kernel SVM[J]. Acta Energiae Solaris Sinica,2024, 45(9):394-404.