基于CFO-SVM的电动矿卡驱动电机故障诊断方法研究*

张家俊

（江苏城市职业学院南通办学点机电工程学院，南通 226006）

【摘要】针对电动矿卡驱动电机运行状态复杂、故障类型多样的问题，提出一种融合虫草优化算法（CFO）与支持向量机（SVM）的故障诊断方法。通过构建参数寻优模型，对支持向量机中的松弛变量、惩罚因子与核函数参数进行联合优化，以提升故障识别的准确性和模型的稳定性。在典型运行工况下采集故障样本数据，进行识别试验，并引入不同幅度的均匀随机扰动进行鲁棒性测试。结合多种常见优化方法对比分析模型的性能表现，结果显示该方法在故障分类准确率、抗干扰能力和模型训练稳定性方面具有较强适应性，平均识别准确率达98.67%，在扰动条件下准确率保持在94.7%以上。

主题词：电动矿卡　驱动电机　故障诊断　虫草优化算法　支持向量机

中图分类号：U469.4　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20250746

Research on Fault Diagnosis Method for Electric Mining Truck Drive Motors Based on CFO-SVM

Zhang Jiajun

（School of Mechanical and Electrical Engineering, The City Vocational College of Jiangsu(Nantong Campus), Nantong 226006）

【Abstract】To address the complex operating conditions and diverse fault types of electric mining truck drive motors, a fault diagnosis method integrating the Caterpillar Fungus Optimizer (CFO) with Support Vector Machine (SVM) is proposed. A parameter optimization model is constructed to jointly optimize the slack variable, penalty factor, and kernel function parameter of SVM, thereby improving fault recognition accuracy and model stability. Fault sample data are collected under typical operating conditions for identification experiments, and uniformly distributed random disturbances with different amplitudes are introduced to evaluate model robustness. Comparative analysis with several commonly used optimization methods demonstrates that the proposed approach exhibits strong adaptability in terms of fault classification accuracy, anti-interference capability, and model training stability. The average recognition accuracy reaches 98.67%, while the accuracy remains above 94.7% under disturbance conditions.

Key words: Electric mining truck, Drive motor, Fault diagnosis, CFO, SVM

【引用格式】张家俊. 基于CFO-SVM的电动矿卡驱动电机故障诊断方法研究[J]. 汽车技术, 2026(8): 55-62.

ZHANG J J. Research on Fault Diagnosis Method for Electric Mining Truck Drive Motors Based on CFO-SVM[J]. Automobile Technology, 2026(8): 55-62.

1　前言

随着智能矿山与绿色矿业的发展，电动矿卡因其零排放、低噪音、高能效等优势，正逐步替代传统柴油车辆，成为矿山运输的重要装备[1-4]。电动矿卡的驱动电机作为整车运行的核心部件，其运行工况复杂，长期处于高负荷、强干扰、多尘等极端环境中，极易发生故障，影响运输安全与作业效率[5-7]。因此，研究高效、准确的驱动电机故障诊断方法，对于提升设备智能维护能力、保障矿山作业安全具有重要意义。

目前，针对电动汽车及电动矿卡驱动电机故障诊断的研究，已从传统的信号特征分析逐步发展为融合智能

*基金项目：江苏省终身教育研究科研项目（24SZJ010）。

算法与多源数据的综合诊断体系。王强等[8]对永磁电机故障诊断与整车容错控制的研究进行了系统分析,指出在绕组短路和永磁体退磁等典型故障下,基于信号提取与智能辨识的诊断策略能够有效提升识别精度,但在实时性和工程应用方面仍存在一定局限;朱绍鹏等[9]针对分布式四驱电动汽车提出了基于电机失效控制增益的故障诊断与驱动力再分配策略,通过联合仿真与实车验证证明该方法能够充分利用电机冗余特性,保障车辆在多种失效工况下的安全行驶;李富松等[10]提出的CNN-Former模型通过融合卷积神经网络与Transformer结构,实现了局部与全局特征的协同提取,在6类电机故障识别中准确率达到97.86%;李佳恒等[11]基于多权重声誉机制与联邦学习框架构建了内嵌式永磁同步电机(Interior Permanent Magnet Synchronous Motor,IPMSM)分布式故障诊断模型,在保障数据隐私的同时显著提高了诊断鲁棒性与安全性;彭倩等[12]针对电动矿卡复杂工况下的电机故障,提出了基于主成分分析与随机森林(PCA-RF)的诊断方法,实现了超过97%的分类准确率。总体来看,现有研究在故障信号智能识别和模型性能优化方面虽取得一定进展,但仍存在算法复杂度高、参数寻优效率低以及模型泛化能力不足等问题。

针对上述问题,本文提出一种融合虫草优化算法(Caterpillar Fungus Optimizer, CFO)与支持向量机(Support Vector Machine,SVM)的电动矿卡驱动电机故障诊断方法。CFO是一种新型智能优化算法,受冬虫夏草寄生机制启发,通过"宿主感染—控制—孢子释放"的搜索策略实现参数空间的高效全局寻优,兼具快速收敛性和强鲁棒性[13]。在SVM参数优化过程中引入CFO,可有效提升分类模型的诊断精度及对复杂故障特征的适应能力。本文以电动矿卡驱动电机系统为研究对象,构建故障数据集,利用CFO对SVM分类器进行参数优化,建立CFO-SVM智能故障诊断模型,并通过对比试验验证其有效性,为电动矿卡的智能运维及高可靠性运行提供理论支撑与技术参考。

2 故障诊断算法

本文采用CFO对SVM参数进行自适应寻优,以提升电动矿卡驱动电机故障诊断模型的准确率与泛化能力。

2.1 支持向量机算法

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的二类分类模型,具有出色的泛化能力,尤其适用于小样本、高维度和非线性问题的模式识别任务[14-16]。在故障诊断领域,SVM因其结构简单、分类性能稳定,被广泛应用于特征识别和分类判断[17]。

2.2 虫草优化算法

CFO是一种新型生物启发式智能优化算法,其搜索机制主要包括2个阶段:探索阶段与寄生阶段。在每一代迭代中,虫草个体根据当前适应度信息选择执行"波动推进算子"或"螺旋上升算子"中的一种,以实现全局与局部搜索的协同优化。

探索阶段旨在扩大搜索空间覆盖范围,防止算法陷入局部最优。该阶段分为2类操作:

a. 波动推进算子。该机制模拟虫草在土壤表层进行横向传播的非线性路径,其搜索行为具有一定的波动性和周期性。数学表达式为:

$$\boldsymbol{X}_q^{t+1} = \boldsymbol{X}_q^t + r_1 \cdot (\boldsymbol{X}_{best}^t - \boldsymbol{X}_l^t) + \delta \cdot r_2 \cdot N(0,1) \quad (1)$$

式中:q、l、$best$为虫草个体编号,t为迭代次数,$\boldsymbol{X}_q^t$为第q个虫草个体在第t次迭代的位置,$\boldsymbol{X}_{best}^t$为当前种群中适应度最优个体的位置,$\boldsymbol{X}_l^t$为适应度略低的个体位置,$r_1 \in (0,1)$、$r_2 \in (0,1)$为随机数,δ为常数,$N(0,1)$为标准正态分布。

b. 螺旋上升算子。螺旋上升行为模拟虫草在向上穿透土壤过程中的垂直推进,适用于局部细粒度搜索。其更新表达式为:

$$\boldsymbol{X}_q^{t+1} = \boldsymbol{X}_q^t + \beta \cdot r_3 \cdot e^{s\theta} \cdot \cos(\theta) \quad (2)$$

式中:$r_3 \in (0,1)$为随机数,$\theta \in (0,2\pi)$为螺旋角度,s为控制螺旋密度,β为搜索步长,表达式为:

$$\beta = \frac{r_4}{r_5} \cdot \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right) \quad (3)$$

式中:$r_4 \in (0,1)$、$r_5 \in (1,2)$为随机数,$t_{\max}$为最大迭代次数。此设计实现了从粗略搜索到精细开发的自然过渡。

寄生阶段模拟虫草在自然中通过"选择性寄生"实现种群延续的策略,包含2个子机制:

a. 再寄生行为。当虫草寄主选择不变,仅在位置上进行小幅扰动以继续适应环境,其更新表达式为:

$$\boldsymbol{X}_q^{t+1} = \boldsymbol{X}_q^t + r_6 \cdot N(0,1) \quad (4)$$

式中:$r_6 \in (0,1)$为随机数。

b. 最优寄生行为。当虫草主动选择新的最优寄主,表现为向最优解的偏移,其更新表达式为:

$$\boldsymbol{X}_q^{t+1} = \boldsymbol{X}_q^t + r_7 \cdot \lambda \cdot (\boldsymbol{X}_{best}^t - \boldsymbol{X}_q^t) \quad (5)$$

式中:$r_7 \in (0,1)$为随机数;$\lambda = \lambda_0 \cdot \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right)$为搜索步长,其中,$\lambda_0$为初始搜索步长系数。

CFO在电动矿卡驱动电机故障诊断中展现出显著优势。驱动电机运行环境复杂,易受载荷扰动、电控异常及环境因素影响,其关键特征呈现高度非线性、多维耦合的复杂关系。传统诊断方法在处理高维参数优化

时容易陷入局部最优,导致诊断准确率受限。而CFO凭借强大的全局搜索能力和动态适应性,能够有效挖掘深层次特征信息,优化参数选择,提高模型鲁棒性,同时显著提升故障识别的精度与可靠性。

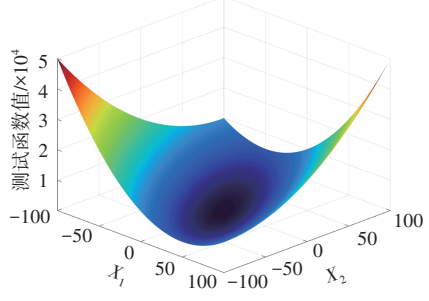
2.3 测试函数分析验证

为了全面评估CFO在全局寻优能力和搜索稳定性方面的性能,本文选取了多个具有代表性的标准测试函数对其进行验证,具体如表1所示。测试函数包括单峰函数和多峰函数,分别用于验证CFO的局部搜索精度与跳出局部最优的能力。

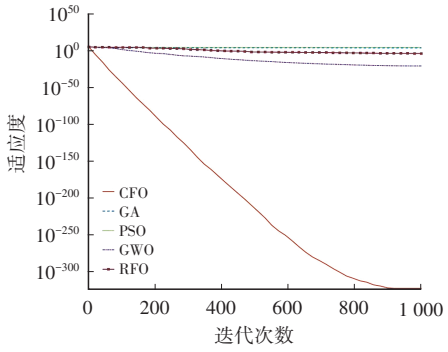
表1 测试函数

编号	函数	定义域	最优值
F1	$f(x)=\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{i}x_j\right)^2$	[-100,100]	0
F2	$f(x)=\sum_{i=1}^{n}ix_i^4+\varepsilon$	[-1.28,1.28]	0
F3	$f(x)=\max_{1\leqslant i\leqslant d}\{x_i\}f(x)=\sum_{i=1}^{n-1}[100(x_{i+1}-x_i^2)^2+(1-x_i)^2]$	[0,10]	0
F4	$f(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2+\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{i}{2}x_i\right)^2+\left(\sum_{i=1}^{n}\frac{i}{2}x_i\right)^4$	[-10,10]	0
F5	$f(x)=x_1^2+10^6\sum_{i=2}^{n}x_i^2$	[-100,100]	0

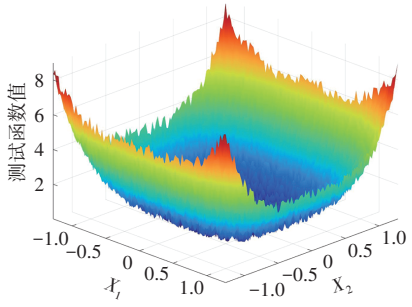
通过与粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)、遗传算法(Genetic Algorithm,GA)、灰狼算法(Grey Wolf Optimizer,GWO)、吕佩尔狐优化算法(Rüppel's Fox Optimization Algorithm,RFO)等5种主流优化算法进行对比,验证CFO在复杂搜索空间中的优势。考虑到算法的随机性,单次运行结果难以全面反映算法性能,故本文对5种优化算法均独立运行30次[18]。仿真参数设置为:最大迭代次数1 000次,种群规模为50[19-21]。图1分别展示了5种算法在标准测试函数F1~F5上的收敛曲线,表2列出了在处理维度为30的测试函数时,5种算法所得的最优值、最差值、平均值及标准差。



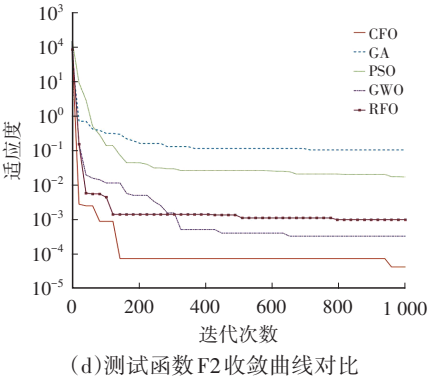
(a)测试函数F1



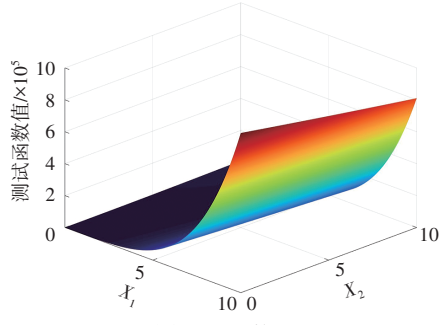
(b)测试函数F1收敛曲线对比



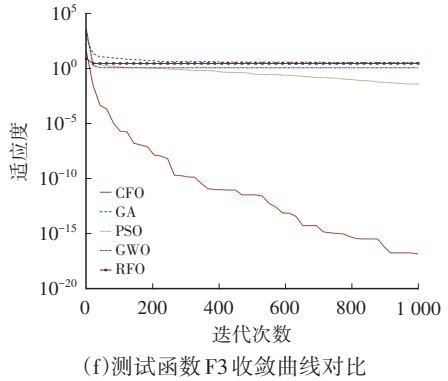
(c)测试函数F2



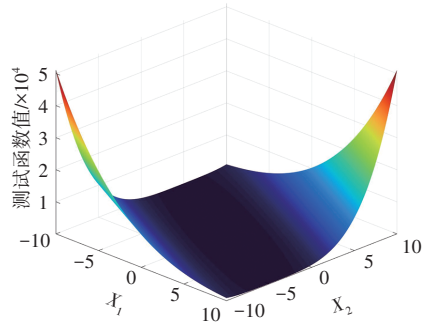
(d)测试函数F2收敛曲线对比



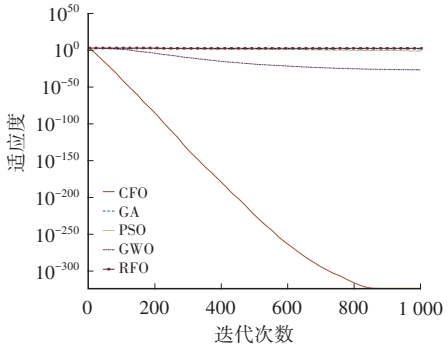
(e)测试函数F3



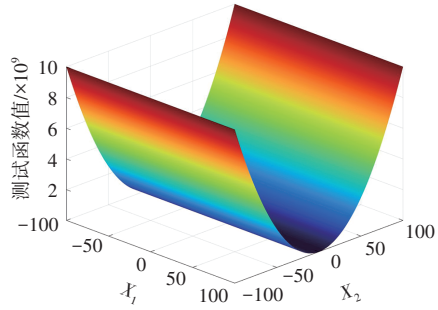
(f)测试函数F3收敛曲线对比



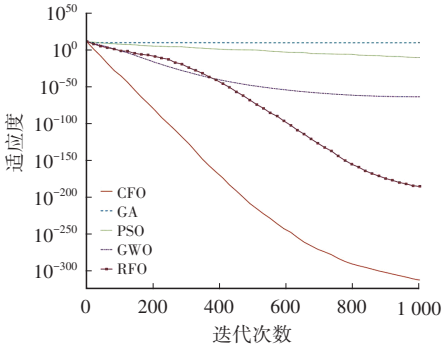
(g)测试函数F4



(h)测试函数F4收敛曲线对比



(i)测试函数F5



(j)测试函数F5收敛曲线对比

图1　5种算法在测试函数F1~F5上的收敛曲线

表2　5种算法测试结果对比

测试函数	算法	最优值	最差值	平均值	标准差
F1	CFO	0	$6.851\ 1\times10^{-315}$	$2.295\ 9\times10^{-316}$	0
	GA	$2.826\ 4\times10^{3}$	$5.458\ 5\times10^{3}$	$4.006\ 1\times10^{3}$	$6.973\ 9\times10^{2}$
	PSO	$8.247\ 3\times10^{-1}$	$2.000\ 1\times10^{4}$	$5.797\ 8\times10^{3}$	$5.400\ 4\times10^{3}$
	GWO	$3.396\ 9\times10^{-25}$	$1.371\ 1\times10^{-19}$	$1.552\ 1\times10^{-20}$	$3.646\ 2\times10^{-20}$
	RFO	$2.160\ 4\times10^{-25}$	$3.348\ 4\times10^{3}$	$1.130\ 7\times10^{2}$	$6.111\ 0\times10^{2}$
F2	CFO	$4.231\ 8\times10^{-5}$	$1.784\ 4\times10^{-3}$	$3.863\ 0\times10^{-4}$	$4.113\ 5\times10^{-4}$
	GA	$6.108\ 3\times10^{-2}$	$1.698\ 7\times10^{-1}$	$1.038\ 3\times10^{-1}$	$2.699\ 8\times10^{-2}$
	PSO	$6.867\ 6\times10^{-3}$	$5.385\ 2\times10^{0}$	$1.963\ 1\times10^{-1}$	$9.800\ 8\times10^{-1}$
	GWO	$1.257\ 3\times10^{-4}$	$1.414\ 7\times10^{-3}$	$4.666\ 7\times10^{-4}$	$2.551\ 7\times10^{-4}$
	RFO	$2.047\ 1\times10^{-3}$	$9.953\ 2\times10^{-3}$	$5.715\ 8\times10^{-3}$	$2.316\ 3\times10^{-2}$
F3	CFO	$4.406\ 3\times10^{-20}$	$5.970\ 5\times10^{-14}$	$4.110\ 2\times10^{-15}$	$1.168\ 4\times10^{-14}$
	GA	$3.743\ 7\times10^{-2}$	$4.606\ 1\times10^{0}$	$1.876\ 0\times10^{0}$	$1.425\ 1\times10^{0}$
	PSO	$1.881\ 0\times10^{-2}$	$2.966\ 1\times10^{2}$	$1.211\ 9\times10^{1}$	$5.374\ 1\times10^{1}$
	GWO	$4.495\ 2\times10^{-3}$	$2.980\ 0\times10^{0}$	$5.529\ 5\times10^{-1}$	$7.681\ 6\times10^{-1}$
	RFO	$6.430\ 0\times10^{-4}$	$3.001\ 2\times10^{0}$	$2.532\ 8\times10^{0}$	$8.770\ 3\times10^{-1}$
F4	CFO	0	$9.881\ 3\times10^{-324}$	$6.210\ 7\times10^{-324}$	0
	GA	$1.103\ 3\times10^{2}$	$1.669\ 6\times10^{2}$	$1.370\ 2\times10^{2}$	$1.902\ 0\times10^{1}$
	PSO	$4.575\ 5\times10^{-2}$	$3.016\ 1\times10^{2}$	$2.073\ 4\times10^{1}$	$6.123\ 7\times10^{1}$
	GWO	$2.679\ 4\times10^{-29}$	$3.070\ 3\times10^{-25}$	$4.556\ 4\times10^{-26}$	$7.404\ 6\times10^{-26}$
	RFO	$1.067\ 0\times10^{2}$	$1.202\ 7\times10^{3}$	$5.809\ 2\times10^{2}$	$2.868\ 0\times10^{2}$
F5	CFO	$3.125\ 7\times10^{-307}$	$1.008\ 3\times10^{-304}$	$3.369\ 4\times10^{-306}$	$4.125\ 4\times10^{-305}$
	GA	$1.315\ 8\times10^{9}$	$3.070\ 5\times10^{9}$	$2.196\ 1\times10^{9}$	$4.209\ 7\times10^{8}$
	PSO	$2.172\ 5\times10^{-17}$	$1.021\ 0\times10^{10}$	$3.333\ 4\times10^{8}$	$1.825\ 7\times10^{9}$
	GWO	$2.514\ 3\times10^{-67}$	$2.917\ 4\times10^{-63}$	$3.678\ 8\times10^{-64}$	$7.017\ 2\times10^{-64}$
	RFO	$1.986\ 9\times10^{-189}$	$3.752\ 6\times10^{-167}$	$1.262\ 4\times10^{-168}$	$6.109\ 7\times10^{-172}$

由图1可知,CFO算法在优化过程中展现出较快的收敛速度,并在多个测试函数上有效避免陷入局部最优解,体现出较强的全局搜索能力和跳出局部极值的能力。相比其他对比算法,CFO算法在收敛精度和稳定性方面表现更为优越,显示出良好的收敛特性和鲁棒性。由表2可知,CFO算法在测试函数F1~F5中的整体优化性能优越,特别是在F1与F4函数中,其搜索精度和收敛稳定性表现最为突出,均实现标准差为0,表明该算法在全局寻优和搜索一致性方面具有显著优势。

3 基于CFO-SVM的电动矿卡驱动电机故障诊断

松弛变量ξ_i、惩罚因子C与核函数参数γ是影响SVM分类性能与泛化能力的关键参数。为提升模型在复杂非线性故障数据下的识别精度与鲁棒性,本文将CFO引入SVM模型中,通过优化策略获取最优参数组合,构建CFO-SVM故障诊断模型,CFO-SVM电动矿卡驱动电机故障诊断模型如图2所示,实现步骤如下:

a. 根据电动矿卡驱动电机的运行特性,采集关键特征参数(电机电流、电机电压、电机转速、电机温度、驱动器温度、轴承温度、直流母线电压、IGBT电流、IGBT电压、励磁电流、过转速状态、电机扭矩、电机输出功率、逐波限流状态、控制器输出频率、转矩参考值、电流偏差、电压偏差、转速偏差及驱动器保护状态),并构建故障样本库。将样本划分为训练集与测试集,并设定SVM的基本网络结构,以工况变量为输入,故障类别为输出。

b. 初始化CFO-SVM模型参数,包括待优化的松弛变量ξ_i、惩罚因子C与核函数参数γ,以及CFO算法的种群规模、最大迭代次数、个体寄生成功概率、探索与开发算子控制参数。

c. 利用CFO算法初始化虫草种群。以SVM在训练集上的分类误差作为适应度函数,对每个虫草个体对应的参数组合进行评价。根据虫草优化算法中的波动推进、螺旋上升、寄生行为等算子执行搜索操作,不断更新虫草位置和适应度,迭代优化,直至满足收敛条件或达到最大迭代次数。

d. 将获得的最优参数ξ_i^*、C^*和γ^*输入至SVM模型中,完成模型训练。随后使用测试集对模型进行验证,输出各类故障的识别结果和性能指标。

4 仿真与结果分析

4.1 试验数据与参数设置

本文所用试验数据来源于真实工况下运行的电动矿卡,其配备永磁同步驱动电机,额定功率为430 kW,峰值功率为700 kW,采用车载数据采集模块对其关键运行参数进行实时采集,共获得1 500组样本数据,覆盖正常工况及IGBT电流过流、IGBT电压欠压、直流母线欠压、电机过热、电机轴承温度异常、电机励磁失效、驱动过转速、逐波限流等8类典型故障状态。采集特征包括电机电流、电机电压、电机转速、电机温度、驱动器温度、轴承温度等共计20维特征参数。

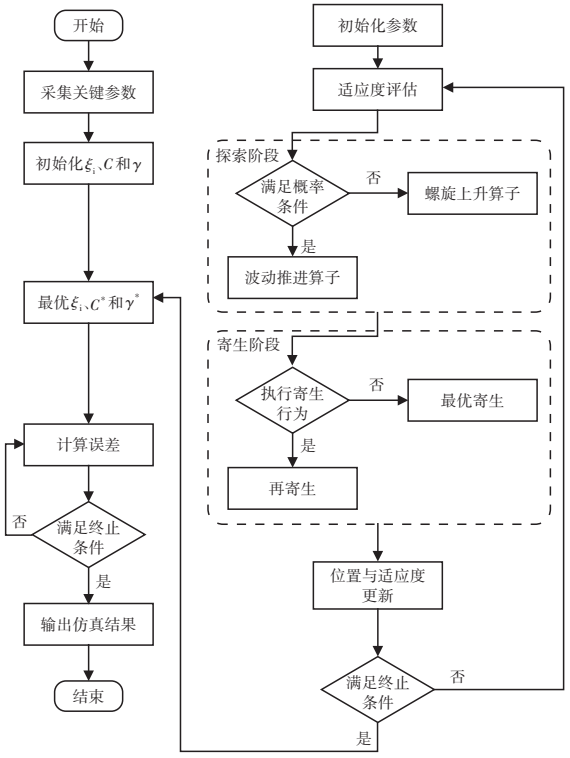


图2 CFO-SVM模型流程

为降低输入维度冗余、提升模型计算效率与泛化能力,本文引入皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficient,PCC)方法,对各特征与故障标签之间的线性相关性进行定量分析,从而筛选出对模型预测最具代表性的关键特征变量。皮尔逊相关系数r_{xy}定义为:

$$r_{xy}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}} \tag{6}$$

式中:x_i和y_i分别为样本的特征值与故障类别标识,$\bar{x}$和$\bar{y}$为其均值。r_{xy}取值范围为[-1,1],绝对值越接近1表示线性相关性越强,相关性计算结果如表3所示。

根据表3及实际工程解释性,选取电机电流等11个关键特征作为CFO-SVM模型输入,其余特征剔除以降低冗余,提高模型训练效率。

仿真试验采用比例划分法将样本数据按70%:30%的比例划分为训练集、测试集。其中训练集用于模型参数学习,测试集用于性能评估。SVM模型采用RBF核

函数,采用CFO算法对其松弛变量ξ_i、惩罚因子C与核函数参数γ进行优化。CFO算法参数设置为:种群规模为50,最大迭代次数为1 000,寄生成功概率设为50%。为提升结果的稳健性,每组试验均独立运行30次,取其平均结果进行分析。

表3　各特征量相关系数

特征名称	皮尔逊相关系数	相关性强度	特征选择
电机电流	+0.92	极强正相关	保留
电机电压	−0.86	极强负相关	保留
电机转速	−0.84	极强负相关	保留
电机温度	+0.81	强正相关	保留
驱动器温度	+0.77	强正相关	保留
电机输出转矩	+0.88	极强正相关	保留
轴承温度	+0.73	强正相关	保留
直流母线电压	−0.69	强负相关	保留
IGBT电流	+0.65	中等正相关	保留
IGBT电压	−0.63	中等负相关	保留
励磁电流	+0.61	中等正相关	保留
逐波限流状态	+0.58	中等正相关	剔除
控制器输出频率	−0.55	中等负相关	剔除
转矩参考值	+0.52	中等正相关	剔除
电流偏差	+0.47	中等正相关	剔除
电压偏差	−0.44	中等负相关	剔除
转速偏差	−0.40	中等负相关	剔除
电机功率	−0.38	弱负相关	剔除
控制器保护状态	+0.36	弱正相关	剔除
定子绕组电阻	+0.33	弱正相关	剔除

4.2　试验结果与分析

在对比分析中,本文将CFO-SVM模型与传统的支持向量机(SVM)、粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)、灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)和吕佩尔狐优化支持向量机(RFO-SVM)进行了性能比较。各算法均在相同的试验条件下独立运行30次,评估指标包括平均识别准确率(Accuracy)、标准差(Std)、训练时间(Time)以及Kappa系数。图3为运行30次的各模型预测准确率箱线图,表4为在典型工况下各类算法的平均诊断准确率与波动情况。

由图3和表4可知,CFO-SVM模型在电动矿卡驱动电机的多类故障识别任务中表现出显著优势,其平均识别准确率达到98.67%,在多类故障情形下均能保持稳定的诊断性能,同时,标准差远低于其他对比算法,表明其具有更优的收敛稳定性与抗干扰能力。此外,从算法运行效率来看,CFO-SVM在保证高诊断准确性的同时,其训练时间控制在合理范围内,未显著增加计算成本,验证了该算法在工程应用中具有较高的实用性和推广价值。

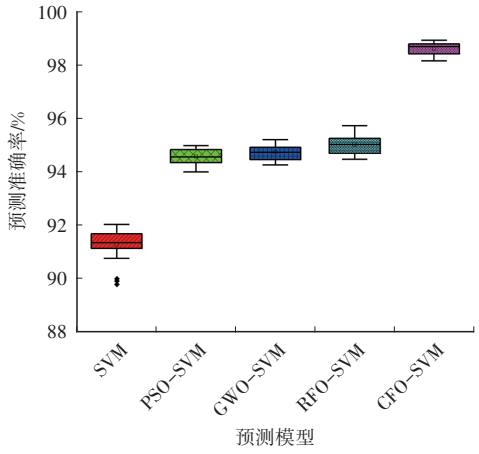


图3　各模型运行30次预测准确率箱线图

表4　不同算法性能比较

算法	准确率/%	标准差	训练时间/s	Kappa系数
SVM	91.24	0.015 8	2.35	0.887
PSO-SVM	94.76	0.010 3	4.72	0.926
GWO-SVM	95.38	0.008 9	5.10	0.932
RFO-SVM	96.12	0.007 6	6.31	0.944
CFO-SVM	98.67	0.002 4	5.92	0.971

4.3　模型鲁棒性试验分析

为进一步评估CFO-SVM模型在复杂工况下的鲁棒性,设计参数扰动试验,通过在关键输入参数中引入随机扰动,模拟测量误差与环境变化,验证模型对数据波动的适应能力。试验设计如下:

a. 扰动参数选择。针对关键工况参数,依据实际测量误差范围,设置±5%、±10%和±15%的随机扰动幅度,扰动均匀分布于对应范围内。

b. 数据集构建。基于原始测试集,在每个扰动等级下独立生成对应的扰动数据集,保证各参数值均在扰动区间内均匀随机分布,构建包含不同噪声强度的多组测试样本。

c. 评估指标。采用诊断准确率(Accuracy)、误报率(False Positive Rate, FPR)和漏报率(False Negative Rate, FNR)作为评价指标,全面衡量模型诊断的正确性与误判情况。

d. 试验步骤。利用已训练完成的CFO-SVM模型分别对不同扰动级别的数据集进行故障诊断,统计各级扰动下的性能指标,并与无扰动基准结果进行对比。同时,引入传统支持向量机(SVM)、粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)、灰狼优化支持向量机(GWO-SVM)和吕

佩尔狐优化支持向量机(RFO-SVM)模型,在相同扰动条件下开展对比试验,验证CFO-SVM模型的鲁棒性,试验结果如图4~图6所示。

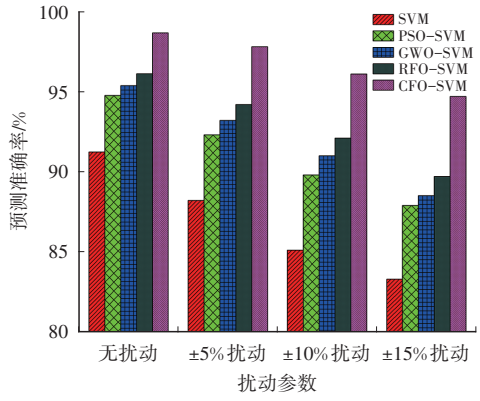


图4 各模型预测准确率随扰动参数变化对比

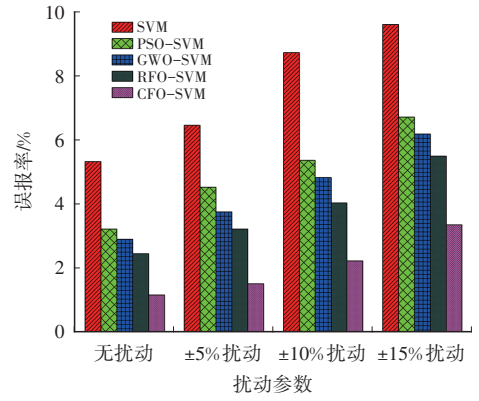


图5 各模型误报率随扰动参数变化对比

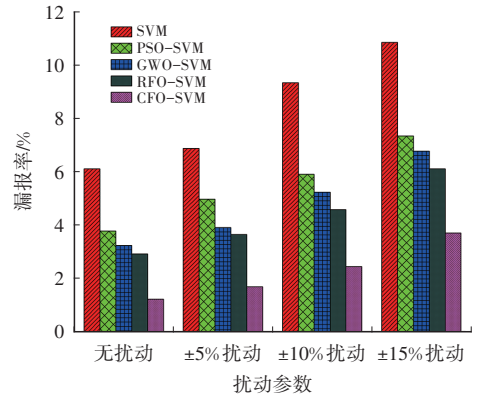


图6 各模型漏报率随扰动参数变化对比

由图4~图6可知,所有算法随着扰动幅度的增加,诊断准确率均有不同程度的下降,误报率与漏报率相应上升,反映出数据噪声对故障诊断性能的影响。但CFO-SVM模型在所有扰动等级下均表现出最高的准确率和最低的误报率、漏报率,表现出优异的鲁棒性和抗干扰能力。尤其在±15%大扰动下,CFO-SVM的准确率仍保持在94.7%以上,明显优于其他对比算法。此结果充分验证了基于CFO算法优化的SVM模型在复杂环境中的稳定性和可靠性,适合应用于电动矿卡驱动电机的实际故障诊断任务。

为进一步验证CFO-SVM模型在多类故障诊断任务中的稳定性,分别统计了其在不同扰动等级下对8类典型故障状态的逐类识别准确率,结果如图7所示。由图7可知,尽管扰动幅度不断增加,但各故障类别的识别准确率整体仍保持较高水平,且下降幅度相对平缓,表明CFO-SVM在面对参数不确定性和环境噪声时仍具备良好的泛化性能和鲁棒性。

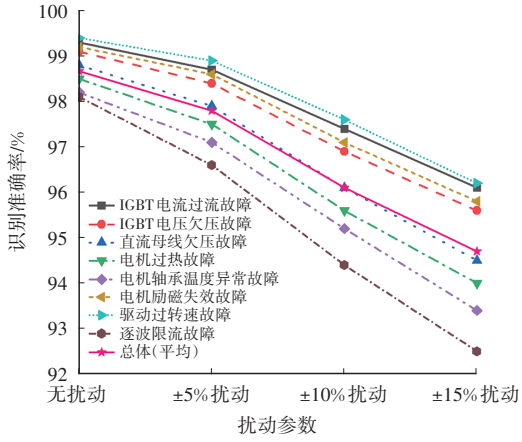


图7 不同扰动条件下CFO-SVM模型对8类故障的识别准确率

5 结束语

a. 针对电动矿卡驱动电机故障类型复杂、运行环境多变等问题,提出了一种基于虫草优化算法与支持向量机相结合的CFO-SVM智能故障诊断方法,并构建相应模型用于非线性、多类别故障识别。

b. 通过系统性试验,在典型工况下CFO-SVM模型的平均识别准确率达到98.67%,在±15%参数扰动条件下仍保持94.7%以上的诊断精度,验证了其良好的诊断准确性、泛化能力和鲁棒性。

c. 试验验证结果表明,该方法具有较强的抗干扰能力和环境适应性,在电动矿卡驱动电机智能故障诊断中具有一定的工程应用潜力。

参 考 文 献

[1] 田瑞, 高伟, 刘利刚, 等. 矿用电动车一体化运营模式分析及应用[J]. 内蒙古煤炭经济, 2025(12): 118-120.
TIAN R, GAO W, LIU L G, et al. Analysis and Application of Integrated Operation Mode of Mining Electric Vehicles[J]. Inner Mongolia Coal Economy, 2025(12): 118-120.

[2] 常波. 分布式驱动矿用电动车转向/驱动协调控制技术研究[D]. 西安科技大学, 2022.
CHANG B. Research on Steering/Driving Coordination Control Technology of Distributed Drive Mine Electric Vehicle[D]. Xi'an University of Science and Technology, 2022.

[3] 周密林, 代立明, 于建华. 矿用防爆电驱车多档位变速节能技术研究[J]. 煤炭工程, 2020, 52(11): 171-174.
ZHOU M L, DAI L M, YU J H. Key Technologies for Energy Saving of Mine Explosion-Proof Pure Electric Vehicles[J]. Coal Engineering, 2020, 52(11): 171-174.

[4] 张勇. 矿用防爆电动车驱动系统设计研究[J]. 矿业装备, 2019, (1): 70-71.
ZHANG Y. Research on the Design of Drive System for Explosion-Proof Electric Mining Vehicles[J]. Mining Equipment, 2019, (1): 70-71.

[5] MOAWAD K, MUSAMIH A, CHADLY A, et al. Blockchain-Enabled Sustainability of Li-Ion Batteries Supply Chain: Tracking and Sourcing Eco-Friendly Materials[J]. International Journal of Production Research, 2025, 63(24): 9529-9570.

[6] ZHANG J K, LI Y P, CHEN M, et al. Atomistic Simulation of Batteries via Machine Learning Force Fields: From Bulk to Interface[J]. Journal of Energy Chemistry, 2025, 106: 911-929.

[7] WEN Y L, HE Y Z, TANG Y, et al. Mitigating Fast-Charging Degradation in Ni-Rich Cathodes via Enhancing Kinetic-Mechanical Properties[J]. Journal of Energy Chemistry, 2025, 107: 296-304.

[8] 王强, 梁奎, 王志勇, 等. 分布式电动汽车驱动电机故障诊断与容错控制研究现状与发展趋势[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(5): 1-9.
WANG Q, LIANG K, WANG Z Y, et al. Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control for Drive Motor of Distributed Drive Vehicles: Current Developments and Future Prospects[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2024, 38(5): 1-9.

[9] 朱绍鹏, 傅琪涛, 黄小燕, 等. 分布式四驱电动汽车电机故障诊断及失效控制[J]. 汽车工程, 2020, 42(9): 1284-1291.
ZHU S P, FU Q T, HUANG X Y, et al. Motor Fault Diagnosis and Failure Control for Distributed Four-Wheel-Drive Electric Vehicles[J]. Automotive Engineering, 2020, 42(9): 1284-1291.

[10] 李富松, 赵海宾, 胡瑞雪, 等. 基于CNN-Former的电动汽车永磁同步电机故障诊断[J]. 机床与液压, 2025, 53(10): 130-138.
LI F S, ZHAO H B, HU R X, et al. Fault Diagnosis of Electric Vehicles Permanent Magnet Synchronous Motors Based on CNN-Former[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2025, 53(10): 130-138.

[11] 李佳恒, 吴钦木, 洪涛, 等. 基于多权重声誉机制与联邦学习的电动汽车IPMSM故障诊断研究[J]. 汽车工程, 2026, 48(1): 225-234.
LI J H, WU Q M, HONG T, et al. Research on Fault Diagnosis of Electric Vehicle IPMSM Based on Multi-Weight Reputation Mechanism and Federated Learning[J]. Automotive Engineering, 2026, 48(1): 225-234.

[12] 彭倩, 杨晨瀚. 基于主成分分析与随机森林的电动矿卡电机故障诊断研究[J]. 中国工程机械学报, 2025, 23(2): 329-333.
PENG Q, YANG C H. Research on Motor Fault Diagnosis of Electric Mining Truck Based on PCA-Random Forest[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2025, 23(2): 329-333.

[13] YANG B, LIANG B X, ZHOU S, et al. A Novel Bio-Inspired Caterpillar Fungus (Ophiocordyceps sinensis) Optimizer for SOFC Parameter Identification via GRNN[J]. Renewable Energy, 2026, 256: 123995.

[14] 王艺霏, 王晓东, Maletskyi Z, 等. 结合支持向量机回归应用于水体中两种喹诺酮类抗生素的荧光检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(12): 3576-3582.
WANG Y F, WANG X D, MALETSKYI Z, et al. Determination of Two Quinolone Antibiotics in Environmental Water Samples Using Fluorescence Spectrum Coupled with Support Vector Machine Regression[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(12): 3576-3582.

[15] ZHANG X X, LI S B, YANG J, et al. Tactile Perception Object Recognition Based on an Improved Support Vector Machine[J]. Micromachines, 2022, 13(9): 1538.

[16] LAI Y, XIAO K, HE Y, et al. Machine Learning for Membrane Bioreactor Research: Principles, Methods, Applications, and a Tutorial[J]. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 2025, 19(3): 34.

[17] TANVEER M, RAJANI T, RASTOGI R, et al. Comprehensive Review on Twin Support Vector Machines[J]. Annals of Operations Research, 2024, 339(3): 1223-1268.

[18] BRAIK M, AL-HIARY H. Rüppell's Fox Optimizer: A Novel Meta Heuristic Approach for Solving Global Optimization Problems[J]. Cluster Computing, 2025, 28(5): 292.

[19] CHOUBEY D K, KUMAR P, TRIPATHI S, et al. Classification of Diabetes by Kernel Based SVM with PSO[J]. Recent Advances in Computer Science and Communications, 2021, 14(4): 1242-1255.

[20] XIAO Y S, PAN G T, LIU B, et al. Privileged Multi-View One-Class Support Vector Machine[J]. Neurocomputing, 2024, 572: 127186.

[21] ZHANG R H, YANG J. State of the Art in Applications of Machine Learning in Steelmaking Process Modeling[J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2023, 30(11): 2055.

（责任编辑　天下溪）

修改稿收到日期为2026年3月17日。