

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.02.057

基于改进 SVM 算法的变电站高压断路器液压机构故障诊断方法

乔亚军, 丛培杰, 罗同春, 陈小闽

(广东电网有限责任公司 广州供电局, 广东 广州 528414)

摘要:为改进支持向量机(SVM)算法应用于变电站高压断路器液压机构故障诊断,通过收集断路器液压机构在正常和故障状态下的工作数据,结合振动信号、压力信号和温度信号等多源数据,建立基于改进 SVM 算法的故障诊断模型。对原始振动信号和压力信号进行特征提取,采用特征选择方法获取故障诊断特征;引入核函数优化算法,通过对核函数参数的调整,提高 SVM 算法在非线性问题上的适用性;并对模型进行验证和评估。结果表明:所提出的改进 SVM 算法在变电站高压断路器液压机构的故障诊断中取得较好的效果,并具有较高的准确性和可靠性,从而为变电站设备维护管理提供有效的技术手段。

关键词:支持向量机;特征选择;故障诊断;振动信号;液压机构;变电站

中图分类号:TM561 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2026)02-0300-05

Fault Diagnosis Method for Hydraulic Mechanisms of High Voltage Circuit Breakers in Substations Based on Improved SVM Algorithm

QIAO Yajun, CONG Peijie, LUO Tongchun, CHEN Xiaomin

(Guangzhou Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 528414, China)

Abstract:The research, aiming at improving the Support Vector Machine (SVM) algorithm for fault diagnosis of hydraulic mechanisms in high-voltage circuit breakers in substations, collects working data of the circuit breaker hydraulic mechanism under normal and fault conditions, and combines multi-source data such as vibration signals, pressure signals, and temperature signals to establish a fault diagnosis model based on an improved SVM algorithm. Features are extracted from the original vibration and pressure signals, and feature selection methods are adopted to obtain fault diagnosis features. With the introduction of the kernel function optimization algorithm, the kernel function parameters are adjusted to improve the applicability of SVM algorithm in nonlinear problems. The model is validated and evaluated. The results show that the proposed improved SVM algorithm achieves good performance in fault diagnosis of hydraulic mechanisms of high-voltage circuit breakers in substations with high accuracy and reliability, which provides effective technical means for maintenance and management of substation equipment.

Keywords:support vector machine; feature selection; fault diagnosis; vibration signal; hydraulic mechanism; substation

0 引言

液压系统由于其复杂性、封闭性和对精密部件的依赖,使其故障诊断变得相当困难,具体的变电站高压断路器液压机构故障诊断就面临诸多挑战。一方面,液压系统的故障可能源于多个方面,如泵、阀、管路等,且这些部件往往处于封闭状态,难以直接观察其运行状态,从而增加了故障诊断的难度。另一方面,液压系统故障的表现往往不明显,如油压下降、动作迟缓等,这些现象可能与多种原因相关,因此难以直接确定其故障源。不仅如此,由于液压系统的复杂性体现在其由多个部件、油路和控制元件组成,元素之间的相互作用

使得故障诊断变得更加复杂。针对上述问题,文献[1]提出以 Blending 集成学习为基础的液压系统多类故障诊断研究,通过集成学习中的 Blending 方法,结合不同类型、结构和参数设置液压系统的基本模型,在提高系统对状态的适应性和泛化能力的基础上,难以实现对故障的有效诊断。但是集成多源数据也在一定程度上增加了计算的复杂性,使得诊断的实时性降低。文献[2]提出以优化神经网络的液压系统故障诊断方法,利用神经网络强大的自学习能力从数据中提取特征,确定故障与症状之间的关联关系,提高了故障诊断的精度和效率。但是对于具体的诊断效果,该方法高度依赖于训练数据的质量和数量。文献

第一作者简介:乔亚军(1982—),男,陕西咸阳人,高级工程师,硕士,研究方向为变电运维设备,qyj121588@163.com。

[3]提出以萤火虫算法和 LabCVI 为基础的液压系统故障诊断研究,利用萤火虫算法在复杂问题中找到全局最优解,为液压系统故障诊断提供了新的思路。同时,结合 LabCVI 实现故障诊断的实时性和可视化,方便工程师进行故障排查^[4]。但是该方法对于实时性要求较高的应用场景适配性偏低。

在上述基础上,本文提出基于改进支持向量机(support vector machine, SVM)算法的变电站高压断路器液压机构故障诊断方法,并通过对比测试的方式,分析验证了设计方法的诊断性能。

1 液压机构故障诊断特征提取

1.1 液压机构振动信号故障诊断特征

从振动角度进行分析,当变电站高压断路器液压机构发生泄漏故障时,阀口受过流状态的影响会出现一定程度的动作缓慢或无法运动的情况,而实际作用于阀芯的动力不变,对应的能量会转化为振动^[5]。此时,通过傅里叶变换(FFT)将信号转换到频域,提取特征频率,振动特征提取公式为

$$X(f) = \sum_{i=1}^N x_i e^{-j2\pi fi/N} \quad (1)$$

式中: $X(f)$ 表示频域信号; x_i 表示时域信号采样点; N 表示总采样点数; f 表示频率值; i 表示采样点索引; j 表示虚数单位; $e^{-j2\pi fi/N}$ 表示复指数函数用于时频转换^[6]。

按照上述方式,实现对故障状态下,液压机构振动特征的提取,为后续的故障诊断提供可靠的基础。

1.2 液压机构压力信号故障诊断特征

从压力角度分析,当变电站高压断路器液压机构发生泄漏故障时,结合液压系统流量连续性方程对液压系统中某一容腔的压力变化率情况进行分析^[7-8],其整体发展特征可以表示为

$$\Delta p = E_e \frac{\Delta V}{V} \quad (2)$$

式中: Δp 表示泄漏故障状态下,液压系统中某一容腔的压力变化率情况; E_e 表示容腔的有效体积弹性模量参数; ΔV 表示当容腔压力区的油流量发生变化时,对应油液体积的变化量; V 表示容腔压力区的总容量参数^[9]。

按照上述方式,实现对故障状态下,液压机构压力特征的提取,为后续的故障诊断提供可靠的

判断依据。

2 基于改进 SVM 算法故障诊断模型构建

2.1 SVM 算法改进

从实际角度出发,变电站高压断路器液压机构故障本身具有较为明显的非线性特征,因此本文在利用 SVM 算法对其进行诊断时,可能存在适应性偏低的情况^[10]。本文通过对核函数进行优化,对该问题加以解决。其中,具体的核函数优化方法可以表示为

$$K(\Delta q, \Delta p) = \exp\left(-\frac{\|\Delta q\|^2}{2\sigma_1^2}\right) + \exp\left(-\frac{\|\Delta p\|^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (3)$$

式中: $K(\Delta q, \Delta p)$ 表示优化后的径向基(RBF)核函数; σ_1 表示核函数对应液压机构故障振动特征的宽度系数; σ_2 表示核函数对应液压机构故障压力特征的宽度系数^[11]。

按照上述所示的方式,使得核函数能够更好地处理液压机构故障诊断类的非线性问题,最大限度地保障诊断结果的可靠性。

2.2 基于改进 SVM 算法的液压机构故障诊断

在开展具体的液压机构故障诊断过程中,本文以改进后的核函数为基础,围绕主这部分提取到的变电站高压断路器液压机构故障振动特征和压力特征,构建了故障诊断模型^[12-15]。具体可以表示为

$$E(\sigma_1, \sigma_2) = \Delta K(\Delta q, \Delta p) + \frac{1}{n} \left(\sum_{i=0}^m h_i(\Delta q) - q + \sum_{i=0}^m h_i(\Delta p) - p \right) \quad (4)$$

式中: $E(\sigma_1, \sigma_2)$ 表示变电站高压断路器液压机构故障诊断模型; h_i 表示拟合函数; q 表示变电站高压断路器液压机构的实际振动参数; p 表示变电站高压断路器液压机构的实际压力参数; n 表示具体的数据规模^[16]。结合式(4)所示的变电站高压断路器液压机构故障诊断模型可以看出,本文主要是通过拟合变电站高压断路器液压机构的实际特征与故障状态下的特征之间关系实现的。对于达到拟合的特征值,具体的变电站高压断路器液压机构发生泄漏故障状态计算方式可以表示为

$$Q = \frac{\Delta q \zeta + \Delta p k}{bl} (1 - \varepsilon) \quad (5)$$

式中: Q 表示变电站高压断路器液压机构发生泄漏故障状态,即泄漏量; ζ 表示油体的动力黏度; k 表示压差系数; b 表示缸筒直径; l 表示缸筒长度;

ε 表示缸筒的偏心比系数^[17]。

按照上述所示的方式,实现对液压机构故障状态的准确诊断,最大限度保障诊断结果的可靠性。

3 测试与分析

3.1 测试装置准备

在测试本文设计变电站高压断路器液压机构故障诊断方法应用效果的过程中,以 6 自由度并联机构——Stewart 并联机构作为具体的测试装置。该机构特别采用了 6-UPU 型设计^[18]。UPU 具有独特的结构组成,其中, U 表示虎克铰 (universal joint), 而 P 则表示移动副 (prismatic joint)。这一机构以其卓越的运动性能和广泛的应用前景,在大规模电力领域引起了广泛关注。对测试装置的具体配置情况进行分析,其机械结构主要由 6 个完全相同的液压缸、12 个虎克铰、1 个下平台 (静平台) 和 1 个上平台 (动平台) 组成^[19-20]。下平台被牢固地固定应用平面上,确保整个机构的稳定性。每个液压缸的缸筒都与下平台通过虎克铰连接,这种连接方式使得液压缸能在保持一定角度范围内自由转动的同时,还能承受来自各个方向的力^[21]。同样地,液压缸的活塞杆与上平台也通过虎克铰连接,使得上平台能在其工作空间内自由移动。图 1 为测试 Stewart 并联机构的结构示意图。

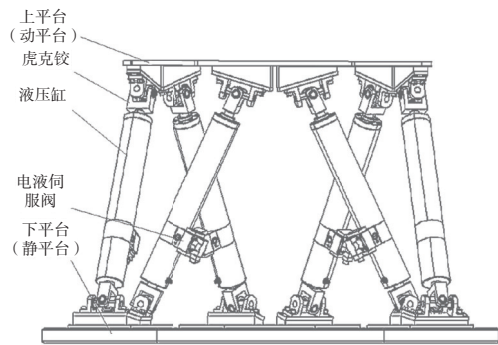


图 1 测试 Stewart 并联机构结构示意图

在实际运行操作过程中,当给定上平台需要达到的动作位姿时,控制系统会迅速计算出各个伺服阀所需的控制电信号。这些电信号将直接作用于伺服阀,进而控制液压缸的活塞杆的行程,使上平台精确地达到预定的位姿,从而完成各种复杂的动作。并联机构的上平台 (动平台) 具有 6 个自由度的移动能力,可以在其工作空间内自由

地进行前后、左右、上下移动,以及绕其 3 个轴线的旋转^[22]。

在此基础上,对 Stewart 并联机构的基础信号参数进行统计,具体如表 1 所示。

表 1 Stewart 并联机构基础信号参数

各自由度信号	数值
x 轴平移	$0.08\sin 0.2\pi t$
y 轴平移	$0.08\sin 0.2\pi t$
z 轴平移	$0.08\sin 0.2\pi t+1.1$
x 轴转动	0
y 轴转动	0
z 轴转动	0

在液压 6 自由度并联机构的运动控制中,各液压缸的精确动作对于实现预期的运动轨迹至关重要。

1) 在 0~5 s 的初始阶段,所有液压缸的活塞杆均保持在中位,确保机构处于稳定状态。从第 5 s 开始,各液压缸根据预设的运动模式进行动作。首先,1 号液压缸执行一个幅值为 0.06 m、周期为 10 s 的正弦运动,这种周期性运动为机构提供了在特定方向上的平滑运动轨迹。与此同时,2 号液压缸则进行一个幅值为 0.01 m、周期为 5 s 的摆动运动。这种较短的周期摆动为机构提供了更高频的微调能力。这有助于实现更精细的位置控制。

2) 3 号液压缸、4 号液压缸和 6 号液压缸则执行类似的运动模式,均进行幅值不同但周期相同的正弦运动。其中,3 号液压缸的幅值为 0.12 m,4 号液压缸的幅值为 0.11 m,而 6 号液压缸的幅值为 0.08 m。这些正弦运动为机构在多个方向上提供了平滑的、周期性的位置调整。

3) 5 号液压缸的运动模式更为复杂。在 5~15 s 的示例时间段内,它经历了多个阶段的升降运动。从 5~7.5 s,活塞杆上升了 0.03 m;随后,在 7.5~11 s 期间,活塞杆下降了 0.035 m;紧接着,在 11~12.5 s 的时间段内,活塞杆又上升了 0.002 m;然后,在 12.5~14 s 的时间段内,活塞杆下降了 0.02 m;最后,在 14~15 s 的时间段内,活塞杆再次上升了 0.005 m,最终回到中位。这种复杂的升降模式为机构提供了在特定时间段内的精确位置调整能力。

3.2 测试方案

在上述测试环境的基础上,本文设置了不同

程度的液压缸内泄漏故障,具体如表 2 所示。

表 2 液压缸内泄漏故障状态设置

故障状态编号	泄漏量/(L/h)	活塞杆完全伸出时间延迟/s	伸出长度增加量/mm	回缩长度/mm
1	0.2	0.60	0.20	8.00
2	0.4	0.70	0.20	2.30
3	0.6	0.80	0.20	1.90
4	0.8	0.90	0.20	1.20

在上述测试环境的基础上,分别采用本文设计的诊断方法,以及文献[2]方法,文献[3]方法作为测试对照组。对不同液压缸内泄漏故障状态进行诊断测试。通过对比分析不同方法对于漏油量诊断结果与设置值之间的关系,客观评价其对应的诊断效果和实际应用价值。

3.3 测试结果与分析

以固件的测试方案为基础,在对 3 种不同方法的测试结果进行分析,具体的液压缸内泄漏故障状态诊断结果如图 2 所示。

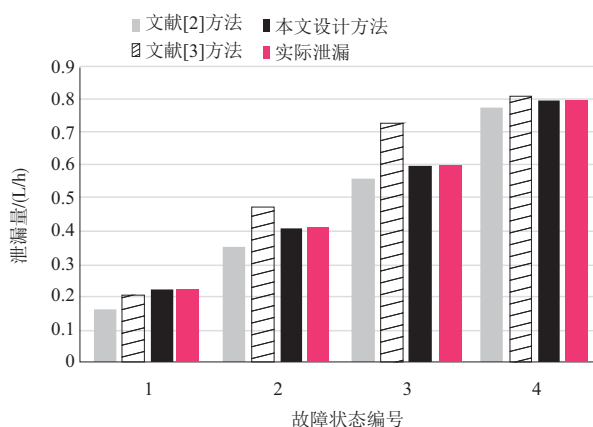


图 2 不同方法测试结果对比图

结合图 2 所示的测试结果可以看出,在 3 种不同诊断方法下,对应的精确性均呈现出随着故障程度加深逐渐提高的发展趋势,但是对具体的误差参数进行分析可以发现,其仍存在一定的差异。其中,在文献[2]提出的以优化神经网络的液压系统故障诊断方法下,泄漏率诊断结果的误差稳定在 $0.05 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ 以内,但是整体水平均处于相对偏高的状态;在文献[3]提出以萤火虫算法和 LabCVI 为基础的液压系统故障诊断方法下,泄漏率诊断结果的误差最小值仅为 $0.01 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ (设置值为 $0.80 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$)

时),但是最大值达到了 $0.06 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ (设置值为 $0.20 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ 时)。相比之下,在本文设计方法的测试结果中,泄漏率诊断结果的误差稳定在 $0.03 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ 以内,泄漏率设置值为 $0.60 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ 和 $0.80 \text{ L}/(\text{min} \cdot \text{bar})$ 时,诊断结果的精准度达到了 100.0%。综合上述的测试结果以及对比分析可以得出结论,即所设计的液压机构故障诊断方法具有良好的应用效果。

4 结语

对于液压机构而言,其状态直接关系到关联装置甚至是所在整体系统的输出。为此,有效诊断故障状态对保障电网稳定运行具有重要的现实意义。本文提出基于改进 SVM 算法的变电站高压断路器液压机构故障诊断方法,通过提取变电站高压断路器液压机构故障特征,利用改进 SVM 模型对具体故障状态进行精准诊断。本文对液压机构故障诊断问题进行了研究,为变电站安全运行提供一定参考。

参考文献:

- [1] 杜凯乐,朱为全,陈瑞宝,等. 基于 Blending 集成学习的多源信息液压系统多类故障诊断研究[J]. 模具制造,2024,24(2):229-231.
- [2] 郭媛,汪胜,李世超,等. 基于高斯模糊和 BP 神经网络的汽车液压转向系统故障诊断[J]. 液压与气动,2023,47(10):70-77.
- [3] 王保军,吕玉兰. 基于萤火虫算法和 LabCVI 的煤矿机械液压系统故障诊断研究[J]. 煤炭技术,2023,42(10):224-227.
- [4] 乔志东,高自成,廖凯,等. 芦苇笋采收机举升俯仰机构液压系统的设计与研究[J]. 机械设计,2024,41(2):32-39.
- [5] 程智余,黄战,于晓蕾. 基于智能一次设备构架的自动化模块变电站设计研究[J]. 自动化与仪器仪表,2024(4):135-138,143.
- [6] 胥勇,王进,席管龙,等. 35kV 变电站运行常见的问题和预防方式初探[J]. 中国设备工程,2024(增刊1):94-95.
- [7] 薛江,郭建龙,冯伟夏,等. 基于改进 SSD 神经网络和点云配准算法的变电站三维模型快速建立方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2024,57(3):356-362.
- [8] 张展耀,俞伊丽,接晓霞,等. 110 kV 智能变电站综合自动化系统改造方案设计与研究[J]. 山东电力高等专科学校学报,2024,27(1):8-13.
- [9] 耿新,马文恒,武琼,等. 新能源大规模并网环境下变电站防孤岛技术研究[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(3):161-171.

- [10] 杨力,陈新元. 基于优化神经网络的轧机 HAGC 系统内泄漏故障诊断方法研究[J]. 液压气动与密封, 2024,44(1):66-73.
- [11] 李宁. 跳汰机低压风管结构优化研究[J]. 煤炭工程,2022,54(S1):220-223.
- [12] 田川,陈新元,陈志文. 数字比例分流阀的结构设计及仿真分析[J]. 液压气动与密封, 2023, 43(1): 5-10.
- [13] 何新军,何小群. 基于普通换向阀的高精度油缸位置控制[J]. 液压与气动,2023,47(1):167-174.
- [14] 刘杰. 煤矿机械液压系统滑模控制研究[J]. 机床与液压,2023,51(6):41-44.
- [15] 夏毅敏,骆亮霖,郭堃,等. 液压系统的压力-速度复合控制策略[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023,51(1):31-40.
- [16] 赵慧鹏,周俊杰,包倩倩,等. 高速开关阀引导的智能换向阀特性分析[J]. 兵工学报, 2022, 43(10): 2473-2484.
- [17] 王波,耿海鹏,杜廷琛. 磁悬浮永磁同步电机转子系统的参数辨识与控制[J]. 西安交通大学学报, 2023,57(3):106-116.
- [18] 钟绍武,胡燕海,徐坚磊,等. 基于 PSO 的恒力执行器 PID 型模糊控制器[J]. 电子技术应用, 2023, 49(2):61-66.
- [19] 兰笠夫,沙栋磊,吴晓波,等. 基于模糊规则的地面式储能系统自适应 PID 控制[J]. 电力电子技术, 2023,57(2):69-72.
- [20] 李杰,郑敏毅,刘鹏飞,等. 液压互联悬架电磁平衡阀控制研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023,46(3):296-302,332.
- [21] 张冰洁,何庆,戴松利,等. 多方向螺旋搜索的混沌海鸥优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(3):536-543.
- [22] 许昊,甘德强,黄润,等. 基于最小特征轨迹的电力系统稳定器参数整定方法[J]. 电力系统自动化, 2023,47(5):134-143.

收稿日期:2025-01-03