

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208943

电能计量装置故障诊断中 ISOA-SVM 算法实现*

何海航¹ 何泽昊¹ 李华² 刘伟¹ 李晔¹

(1. 国网天津市电力公司营销部 天津 300010; 2. 河北工业大学电气工程学院 天津 300401)

摘要: 随着用电需求增大,电能计量装置的可靠性与安全性备受关注。针对电能计量装置的故障诊断正确率低的难题,研究设计了一种改进海鸥算法优化支持向量机(ISOA-SVM)模型。为弥补海鸥优化算法(SOA)的不足,提出了寻优性能较好的改进海鸥优化算法(ISOA)。采用 ISOA 优化 SVM 的内部参数,构建了基于 ISOA-SVM 算法的电能计量装置的故障诊断模型。实验结果为在相同评价指标下,ISOA-SVM 模型的 50 次故障诊断的平均值高达 96.575%,较 PSO-SVM、SOA-SVM、SVM 及 ELM 模型的故障诊断正确率提高了 6.681%、5.63%、11.95% 和 12.79%,表明研究所设计的 ISOA-SVM 算法鲁棒性强,故障诊断性能良好。

关键词: 故障诊断;电能计量装置;海鸥优化算法;支持向量机

中图分类号: TM932 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4

Implementation of ISOA-SVM algorithm in fault diagnosis of electric energy metering device

He Haihang¹ He Zehao¹ Li Hua² Liu Wei¹ Li Ye¹

(1. State Grid Tianjin Electric Power Company Marketing Department, Tianjin 300010, China;

2. School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: With the increasing demand for electricity, the reliability and safety of electric energy metering devices have attracted much attention. Aiming at the problem of low accuracy of fault diagnosis of electric energy metering device, an improved seagull algorithm optimized support vector machine (ISOA-SVM) model is studied and designed. In order to make up for the deficiency of seagull optimization algorithm (SOA), an improved seagull optimization algorithm (ISOA) with better optimization performance is proposed. The internal parameters of SVM are optimized by ISOA, and the fault diagnosis model of electric energy metering device based on ISOA-SVM algorithm is constructed. The experimental results show that under the same evaluation index, the average value of 50 fault diagnosis of ISOA-SVM model is as high as 96.575%, which is 6.681%, 5.63%, 11.95% and 12.79% higher than that of PSO-SVM, SOA-SVM, SVM and ELM model. It shows that the designed ISOA-SVM algorithm has strong robustness and good fault diagnosis performance.

Keywords: fault diagnosis; seagull optimization algorithm; chaos sine mapping; support vector machine

0 引言

电能计量装置是用于测量并记录发电量、用电量以及损耗电量的装置。电能计量装置是一系列装置的总称,包括电能表(有功电能表、无功电能表、最大需量表和复费率电能表等)、计量用互感器(包括电压互感器和电流互感器)及二次连接导线等^[1-3]。中国将电能计量装置按其计量的容量、月平均用电量、变压器容量以及线路的重要性分为 I、II、III、IV 类:1) I 类装置,用于计量发电量为 10 万 kW

及以上的发电机、容量为 2 000 kV·A 及以上的变压器、月平均用电量 100 万 kW·h 及以上的高压计费用户以及跨省电网之间的联络线。2) II 类装置,用于计量发电量 10 万 kW 以下的发电机、容量为 315 kV·A 及以上的变压器、月平均用电量 10 万 kW·h 及以上的高压计费用户以及发电厂厂用电。3) III 类装置,用于计量容量为 315 kV·A 以下的变压器、月平均用电量 10 万 kW·h 以下的高压用户以及用电容量较大的低压用户。4) IV 类装置,用于计量其他低压用户。近年来,由于社会经济的发展、智能电网的建设以及社会的

收稿日期:2022-01-27

* 基金项目:天津市自然科学基金重点项目(19JCZDJC32100)资助

信息化进程不断推进^[4-5],国内用电量不断增加,对电能计量装置的测量精度和可靠性的要求也越来越高^[6-7]。电能计量装置的检修主要依靠国家电网的检修人员,但由于检修工作环境的复杂性、监测装置的局限性以及人工检修的不稳定性,检修结果亦存在不确定性^[8-9]。因此,对电能计量装置实时运行数据进行分析,精准诊断其故障状态是未来的发展趋势^[10]。

文献[11]基于云计算技术设计了一种电能计量装置的故障诊断系统,该系统可以根据电能计量装置的运行状态数据对故障状态进行诊断。云计算具有数据安全、可以打破信息孤岛等优点,而该系统充分利用了云计算的这些优点,可以对采集的大量信息进行处理,对计量装置的故障状态进行全面地诊断。但由于云计算的效率与网速的快慢息息相关,因此该故障诊断系统的诊断效率极易受计量装置工作时的网络状态的影响。文献[12]设计了一种电能计量装置的远程诊断系统,依据历史故障数据对计量装置的运行状态进行诊断,但是该系统对历史数据的依赖性高,诊断准确率不稳定。文献[13]基于故障滤波信息,建立的计及故障警报信息时序特性的故障诊断模型,并对高压输电线路进行故障诊断,但此模型的诊断准确率有待提高。文献[14]提出了一种天牛群算法优化 BP 神经网络的电能计量装置故障诊断模型,天牛群算法是天牛须算法和粒子群算法的结合体,使用该算法优化诊断模型,可以解决模型诊断效率随着诊断次数的增加而降低的问题,但是该算法仍然容易陷入局部最优,有待优化。文献[15]认为电压、电流负荷曲线发生畸变时会使电能计量装置产生计量误差,而这种误差因计量装置的计量特性不同会有所区别,有些装置考虑了网络中发生的所有谐波畸变和恒定分量,而另一些装置只测量基波的功率和能量值,这些特点导致了不同类型计量装置的读数存在差异。基于以上讨论,目前的电能计量装置的故障诊断方法不够成熟,对客观环境的依赖性大、诊断结果和诊断效率之间不能保持很好的平衡。

支持向量机(SVM)模型是一种性能较好的分类模型^[16-18],它可以根据已知的训练数据,找到一个最大间隔的超平面,并将两类样本分隔在超平面的两侧,最终达到分类的目的。使用支持向量机模型对电能计量故障进行分类时,不依靠常规的统计方法,可以有效降低分类难度^[19]。但是如果数据样本过大,容易导致计算的复杂度过高,模型训练的时间过长,这对电能计量装置的实时故障诊断显然是不利的^[20]。海鸥优化算法是一种新型寻优算法^[21],本研究在海鸥算法(SOA)的基础上引入混沌正弦映射初始化策略以及波态自适应权重,得到了改进海鸥优化算法(ISOA),利用 ISOA 优化支持向量机(SVM)的内部参数,构建基于改进海鸥算法优化支持向量机(ISOA-SVM)的电能计量装置的故障诊断模型。采用测试数据对故障诊断模型进行了验证,结果表明,所提 ISOA-SVM 故障诊断模型对电能计量装置的运行状态具有很高的识别精度以及识别

效率,也证明了所提出的改进的海鸥算法对支持向量机模型有很好的优化效果。本研究所提模型可提高电能计量装置的故障诊断正确率和稳定性,为电能计量装置的检修提供便利,利于电力系统的综合发展。

1 电能计量故障分析

电能计量系统具有较为复杂的结构以及较为多样的异常工作情况,其原理如图 1 所示。

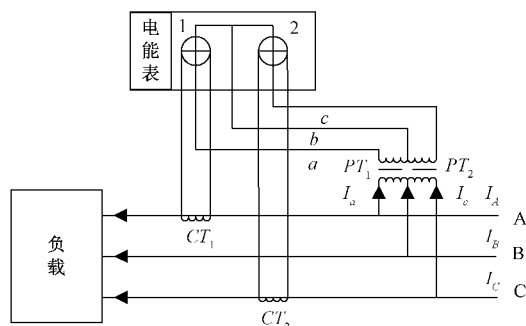


图 1 电力计量系统原理图

本研究选出 8 个与电力计量装置故障关系密切的运行参数,分别为 U_{AB} 、 I_A 、 I_a 、 I_b 、 U_a 、 U_b 、 u'_a 、 u'_b 。 U_{AB} 表示 A、B 相之间的相电压, I_A 表示 A 相的相电流, I_a 、 I_b 、 U_a 、 U_b 分别表示图 1 中计量单元 1 和 2 的电流和电压, u'_a 、 u'_b 分别表示计量系统中电流互感器二次侧的检测信号。电能计量故障诊断是通过分析上述参数,总结不同故障特征进而取得故障与数据之间的潜在规律。从庞大的数据之中挖掘出与故障对应的数据信息需要机器学习理论的支持。根据用电信息系统采集到的巡检数据,可以把电能计量系统的运行状态分为 10 种类型,其中包含 9 种异常工作状态及一种正常工作的状态。

本文将这 10 种运行状态作为分类标签,每种运行状态的名称及其对应分类标签描述,如表 1 所示,文中不再一一列出。通过 ISOA-SVM 模型对电能计量系统的故障运行状态进行诊断,上述 8 个运行参数作为模型输入,故障类型标签作为模型输出,拟通过此方法实现装置异常状态的准确识别。

表 1 初始样本数据

运行状态	对应分类标签	运行状态	对应分类标签
正常运行	1	CT1 二次侧前端短路	6
CT1 一次侧短路	2	CT2 二次侧前端短路	7
CT2 一次侧短路	3	CT 二次相间短路	8
CT1 二次侧后端短路	4	PT1 开路	9
CT2 二次侧后端短路	5	PT2 开路	10

2 本研究所用方法

2.1 支持向量机

支持向量机是建立在 VC 维理论和结构风险最小化原理上的,它能很好的解决非线性、高维数和小样本等数据的分类问题。由于支持向量机通过非线性映射将输入空间映射到高维,在高维空间构造决策函数,在很大程度上避免了“维数灾难”,从而使模型的复杂度与样本维数无关。支持向量机具有泛化能力强、非线性映射能力强和较好的鲁棒性等优点,已成为机器学习领域研究的热点,并被广泛应用在各个领域中,如:故障诊断、模式识别、风电功率与负荷预测、功率器件寿命预测等领域。构造 SVM 的两个关键因素为:1)寻找最优分类超平面;2)选择非线性映射核函数。

2.2 海鸥优化算法

海鸥优化算法(SOA)的灵感主要来自于自然界中海鸥的攻击和迁移行为,详细描述如下。

1)迁移行为

迁移行为中,每个海鸥个体会避免与其他海鸥个体发生碰撞,并根据当前最佳位置更新个体位置,其攻击行为可以描述为:

$$\vec{A}_{new}(iter) = A \cdot \vec{X}_s(t) \quad (1)$$

$$A = f_c - (f_c \cdot (t/T)) \quad (2)$$

$$\vec{D}_{best} = B \cdot (\vec{X}_{best}(iter) - \vec{X}_p(iter)) \quad (3)$$

$$B = 2 \times A^2 \times rand \quad (4)$$

$$\vec{R}_{dis} = |\vec{A}_{new} + \vec{D}_{best}| \quad (5)$$

式中: \vec{A}_{new} 表示不会与其他海鸥个体碰撞的新位置, \vec{X}_p 表示当前个体位置, A 表示海鸥个体在搜索空间的运动行为, f_c 可以控制变量 A 的使用频率, $iter$ 表示当前迭代次数, T 表示最大迭代次数, B 表示平衡海鸥群探索与开发的行为, $rand$ 为(0,1)范围内的随机数, \vec{D}_{best} 表示最佳位置所在的方向, $\vec{X}_{best}(t)$ 表示当前最优海鸥个体的位置, \vec{R}_{dis} 表示海鸥个体与最优个体之间的距离。

2)攻击行为

当海鸥攻击猎物时,会通过不断地改变攻击角度和速度在空中呈螺旋形运动,其攻击行为可以描述为:

$$\begin{cases} u' = r \cdot \cos(\varphi) \\ v' = r \cdot \sin(\varphi) \\ w' = r \cdot \varphi \end{cases} \quad (6)$$

$$r = k \cdot e^{u \cdot \varphi} \quad (7)$$

$$\vec{X}_p(iter) = (\vec{R}_{dis} \cdot u' \cdot v' \cdot w') + \vec{X}_{best}(iter) \quad (8)$$

式(8)为海鸥个体根据最优个体位置更新位置的公式。式中, u' 、 v' 和 w' 表示海鸥个体攻击猎物时在三维空间的运动行为, r 表示每圈螺旋线的半径, φ 为 $[0, 2\pi]$ 范围内的随机数, k 和 u 是定义螺旋形状的常数, e 为自然对数的底数。

2.3 改进海鸥优化算法及性能测试

1)改进海鸥优化算法

海鸥优化算法在处理复杂的问题时,其全局搜索能力和局部寻优能力较差。为了解决这一问题,本研究在原算法的基础上提出了改进海鸥优化算法(ISOA),具体采用如下两项改进措施,提高算法的寻优精度和求解能力,详细描述如下:

改进 1:基于混沌正弦映射的海鸥种群初始化

混沌序列具有随机性和非重复遍历性的特点,可以使海鸥的群体在初始化过程中实现更好的空间分布,提高海鸥优化算法的寻优特性。本研究采用混沌正弦映射对海鸥种群进行初始化,具体的混沌正弦映射可以如式(9)所述。

$$g_{n+1} = \frac{\delta}{4} \sin(\pi x_n) \quad (9)$$

式中: δ 为控制因子,其取值范围为 $[0, 4]$; x_n 为混沌变量, $n = 1, 2, \dots, n$ 。

改进 2:在海鸥的更新位置中引入波态自适应权重 S

海鸥种群经过迁徙行为和攻击行为之后,会更新其个体所在的位置,原海鸥算法中的个体位置更新公式中 \vec{X}_{best} 的系数为 1,在个体更新过程中容易陷入局部僵化状态。本研究引入波态自适应权重 S 到海鸥个体的位置更新公式中,具体如式(10)所示。

$$\vec{X}_p(iter) = (\vec{R}_{dis} \times u' \times v' \times w') + S \times \vec{X}_{best}(iter) \quad (10)$$

2)算法性能测试

为了验证 ISOA 算法的性能,采用了单峰和双峰两组标准测试函数对算法的性能进行测试。标准测试函数的表达式、值域以及最优值如表 2 所示。

表 2 标准测试函数

函数表达式	维数	值域	最优值
$w_1(t) = \sum_{i=1}^n t_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$w_2(t) = \sum_{i=1}^n t_i + \prod_{i=1}^n t_i $	30	$[-10, 10]$	0
$w_3(t) = \sum_{i=1}^n [t_i^2 - 10 \cos(2\pi t_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$w_4(t) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2 \prod_{i=1}^n t_i)) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0

为了充分验证改进海鸥算法的优秀寻优性能和良好的收敛能力,本研究选取了海鸥优化算法(SOA)、粒子群优化算法(PSO)以及所提出的改进海鸥优化算法(ISOA)分别对上述 4 个标准测试函数进行优化求解。SOA、PSO 及 ISOA 算法分别对每个函数求解 50 次,在测试中,每个算法的迭代次数为 1 000 次,种群数量为 30,其他参数为默认值。算法的测试详细结果如表 3 所示。

表 3 ISOA、SOA 及 PSO 的算法测试结果

测试函数	算法	最优值	劣值	平均值
W ₁	PSO	2.69×10^{-11}	1.89×10^{-7}	1.03×10^{-8}
	SOA	1.44×10^{-30}	2.37×10^{-26}	1.89×10^{-27}
	ISOA	0	0	0
W ₂	PSO	4.57×10^{-6}	2.20×10^{-3}	3.05×10^{-4}
	SOA	7.55×10^{-20}	4.13×10^{-17}	6.86×10^{-18}
	ISOA	3.13×10^{-190}	2.99×10^{-183}	2.92×10^{-181}
W ₃	PSO	8.05×10^{-12}	8.66×10^{-8}	4.55×10^{-9}
	SOA	0	37.9	1.346
	ISOA	0	0	0
W ₄	PSO	2.27×10^{-6}	1.501 747	9.86×10^{-2}
	SOA	19.954	19.963	19.960
	ISOA	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}

SOA、PSO 及 ISOA 算法对各标准测试函数优化求解的最优值均为 0。由表 3 可以得出,SOA 较 PSO 算法相比,在最优值、劣值、平均值 3 个测试指标上,SOA 算法求

解得到的值更趋于 0,优于 PSO 算法,证明了研究选用 SOA 算法的正确性。与 SOA、PSO 算法相比,ISOA 算法对四个标准函数进行测试均得到了较优的收敛值,且 ISOA 算法对测试函数 W₁ 和 W₃ 的寻优结果达到了最优值 0。与 SOA 算法相比,ISOA 算法在求解的稳定性方面也有了较大的提升。因此,证明了研究提出的 ISOA 算法具有更高的求解精度和良好的鲁棒性,ISOA 算法可以用于优化支持向量机的内部参数。

3 ISOA-SVM 的故障诊断模型的构建

ISOA 算法将 SVM 的核函数参数 g 和惩罚因子 C 看作一组待优化解,即海鸥种群中的最佳个体位置。通过 ISOA 算法不断迭代寻优,找到满足本实验精度要求的最优海鸥个体位置,得到最佳的核函数参数 g 和惩罚因子 C ,实现对 SVM 模型的参数优化。将得到的最佳 (C, g) 带入到 SVM 模型中,并利用数据对模型进行训练,建立基于 ISOA-SVM 的电能计量装置故障诊断模型。

本研究从获得的电能计量装置的 10 种工作状态多组数据中,选取 480 组数据作为样本进行实验,前 400 组作为训练数据,后 80 组作为测试数据。本实验选择正确率 (*Accuracy*) 作为模型的适应度函数,其表达式为:

$$Accuracy = \frac{Num. right}{Num. total} \quad (11)$$

式中: *Num. right* 为模型故障诊断正确的个数; *Num. total* 为参与故障诊断的全部个数。

基于 ISOA-SVM 的故障诊断模型的具体流程如图 2 所示。

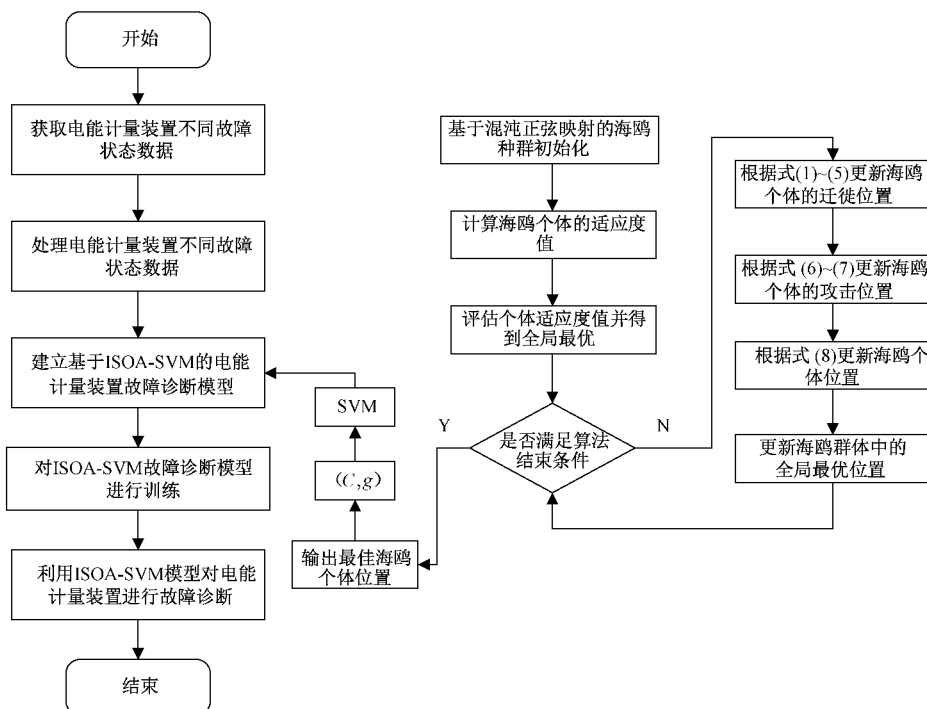


图 2 基于 ISOA-SVM 的故障诊断模型的具体流程

4 ISOA-SVM 模型的故障诊断结果分析

本研究提出 ISOA-SVM 模型并将其用于电能计量装置的故障诊断,为了更好地体现 ISOA-SVM 故障诊断模型的性能,将 ISOA-SVM 模型与 PSO-SVM、SOA-SVM、PSO-SVM、SVM 及 ELM 模型的故障诊断结果进行对比。ELM 模型具有优越的分类性能,广泛应用于分类、故障诊断等研究问题中,为了证明所提模型的有效性,ELM 模型也常被选作对比模型^[22-23]。算法中,最大迭代次数为 500,种群数目为 50,维度为 2;SVM 模型的惩罚函数参数范围为 $[0.1, 1\ 200]$,核函数参数范围为 $[0.001, 100]$;ELM 模型的隐含层神经元数为 250;PSO-SVM 模型中的 $C_1 = C_2 = 1.5$;未提及的参数均为默认值。为避免实验结果的偶然性,在该研究中,每个模型的实验环境均为 Windows 10 操作系统,8 G 内存,Intel Core i7 处理器。所有实验基于 MATLAB R2017a 进行编写和运行。

为了避免模型诊断结果的偶然性,本研究中的每个模型独立运行 50 次。同时为了更好地诊断实际工况下电能计量装置的故障,本研究在模型的“数据处理”过程中,对每组数据进行随机混淆处理,以实现对其故障的真实模拟。因此,在故障诊断结果中,各个故障的发生次数并不相同。同时,为了模拟实际工况下的故障诊断,实验结果亦作随机选取,如图 3~5 显示了 ISOA-SVM 在 50 次仿真实验中任取 3 次的诊断结果。

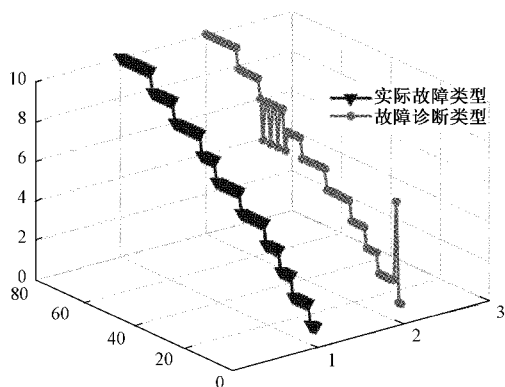


图 3 ISOA-SVM 模型故障诊断率为 93.75% 的结果图

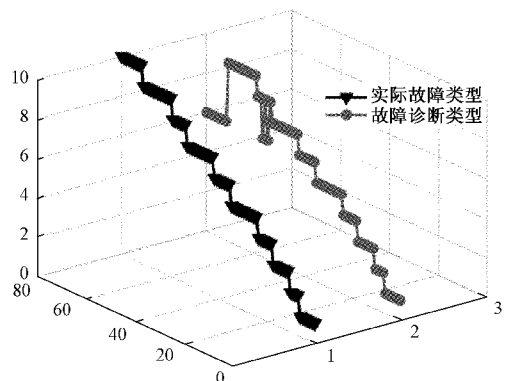


图 4 ISOA-SVM 模型故障诊断率为 82.5% 的结果图

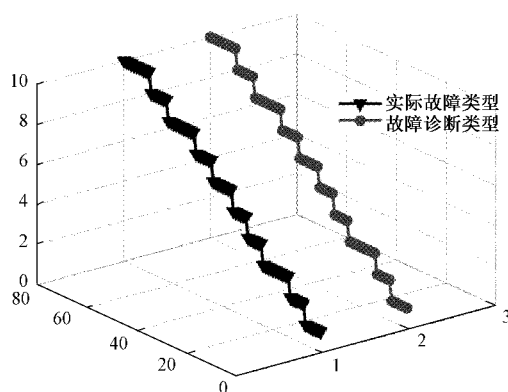


图 5 ISOA-SVM 模型故障诊断率为 100% 的结果图

图 3 为 50 次仿真实验中随机挑选的第 1 组实验数据,通过计算得出 ISOA-SVM 模型故障诊断正确率为 93.75%,对于图 3 而言,通过分析可知 ISOA-SVM 模型对正常运行、CT 二次相间短路故障出现了误诊断,且装置无故障运行误诊断为 CT1 二次侧前端短路故障,模型的 11 次 CT 二次相间短路故障错误诊断次数为 4 次,且 4 次误诊断均为 CT 二次相间短路故障诊断为 CT1 二次侧前端短路故障。

图 4 为 50 次仿真实验中随机挑选的第 2 组实验数据,通过计算得到 ISOA-SVM 模型故障诊断正确率为 82.5%,且 ISOA-SVM 模型进行故障诊断时对正常运行、CT2 二次侧后端短路、CT 二次相间短路故障以及 PT2 开路,且 ISOA-SVM 模型在对装置无故障运行以及 CT2 二次侧后端短路诊断时均发生了一次误诊断,且误诊断结果均为 CT1 二次侧前端短路故障。ISOA-SVM 模型将次 4 次 CT 二次相间短路故障中的 2 次错误诊断为 CT1 二次侧前端短路故障,以及将次 9 次 PT2 开路故障均错误诊断为 CT1 二次侧前端短路故障。

图 5 为 50 次仿真实验中随机挑选的第 3 组实验数据,ISOA-SVM 模型故障诊断正确率为 100%,在对第 3 组数据进行故障诊断并未出现误诊断的情况。

综上所述,ISOA-SVM 模型在故障诊断时正确率较高,更是在图 5 所示的结果中出现了 100% 的故障诊断正确率。这充分证明了 ISOA-SVM 模型在对电力计量装置进行故障诊断的有效性、具备较高的精度,以及能够对复杂的故障类型进行精确区分,性能优越。为更好的证明所提模型在电能计量装置故障诊断中的有效性,研究将 ISOA-SVM 与 PSO-SVM、SOA-SVM、SVM 及 ELM 模型分别独立进行了 50 次故障诊断仿真实验。表 4 给出了在 50 次实验中任取的连续 10 次的实验结果的平均值及总平均值。

为了更好地综合分析所提出的模型对电能计量装置故障诊断的有效性,表 5 给出了 PSO-SVM、SOA-SVM 和 ISOA-SVM 模型在 50 次实验中的平均诊断时间。

表 4 不同模型的故障诊断结果平均值对比 %

模型	不同优化模型的正确率					平均值
	1 组	2 组	3 组	4 组	5 组	
SVM	85.30	86.300	86.55	84.925	88.25	86.265
ELM	83.25	88.500	87.125	89.000	80.25	85.625
PSO-SVM	84.75	86.670	97.500	87.920	92.63	89.894
SOA-SVM	89.25	92.625	86.625	97.125	91.50	91.425
ISOA-SVM	98.00	97.875	95.000	95.250	96.75	96.575

表 5 PSO-SVM SOA-SVM、ISOA-SVM 模型的诊断时间

模型	PSO-SVM	SOA-SVM	ISOA-SVM
时间/s	150.762	100.468	70.775

通过表 4 中各个模型对电能计量装置故障诊断正确率的对比可以看出,ISOA-SVM 模型的 50 次故障诊断实验结果的平均值高达 96.575%,较 PSO-SVM、SOA-SVM、SVM 和 ELM 模型提高了 6.681%、5.63%、11.95%和 12.79%。通过表 5 中各个模型对电能计量装置故障诊断时间的对比可以看出,ISOA-SVM 模型的 50 次故障诊断时间的平均值为 70.775 s,较 PSO-SVM 和 SOA-SVM 分别减少了 53.06%、29.55%。从诊断结果正确率、模型复杂度两方面比较,证明了所提的改进算法和采用 ISOA 优化 SVM 的有效性,这也充分说明了 ISOA-SVM 模型在对电力计量装置进行故障诊断具有更高的正确率。

由表 4 中 5 组实验得到得故障诊断正确率可以看出,SVM 模型与 ELM 相比较,SVM 模型的故障诊断鲁棒性更好。在相同的评价指标下,SVM 模型的平均故障诊断正确率高于 ELM 模型,证明了研究选用 SVM 模型的合理性。

5 结 论

为解决现有研究中电能计量装置故障诊断正确率低的问题,提出一种能够实现高故障诊断的 ISOA-SVM 算法。首先,研究选用 SOA 算法并对其进行改进得到寻优性能良好的 ISOA 算法,通过对 PSO、SOA、ISOA 算法进行收敛性能测试,ISOA 显示其具备较好的性能,更加适合复杂的寻优问题。然后研究将 ISOA 算法用于对 SVM 内部参数的优化,构建基于 ISOA-SVM 的故障诊断模型;最后,经过实例验证,ISOA-SVM 模型的 50 次故障诊断实验结果的平均值高达 96.575%。相较于 PSO-SVM、SOA-SVM、SVM、ELM 模型,研究所设计的 ISOA-SVM 模型具备更高的故障诊断率,更能准确分辨电能计量装置的故障状态。但模型仍然存在一定局限性:在故障诊断过程中,误诊断大多发生在故障类型 6 的时候,后续仍需就故障类型 6 与其他故障类型的联系展开相关研究从而进一步提

升模型的诊断效果。

参考文献

- [1] 程瑛颖,杨华潇,肖冀,等. 电能计量装置运行误差分析及状态评价方法研究[J]. 电工电能新技术,2014,33(5):76-80.
- [2] 祝恩国,邹和平,巫钟兴. 一种应用 NB-IoT 的智能电能计量装置设计[J]. 电气传动,2019,49(3):92-96.
- [3] 宋晓林,任伟,张振铎,等. 数字化变电站合并单元插值误差对于电能计量的影响[J]. 电测与仪表,2017,54(11):57-65.
- [4] 叶镕志,杜发忠. 智能电网调度自动化关键技术分析[J]. 电子技术与软件工程,2021(18):120-121.
- [5] 陈树勇,宋书芳,李兰欣,等. 智能电网技术综述[J]. 电网技术,2009,33(8):1-7.
- [6] 李晖,陈清族,马汉斌,等. 电能计量装置智能诊断方法研究[J]. 国外电子测量技术,2019,38(8):52-56.
- [7] 吴君凤. 基于孪生支持向量机的民用航空发动机故障诊断[J]. 电子测量技术,2020,43(22):132-136.
- [8] 余晓霞,汤宝平,魏静,等. 强背景噪声条件下自适应图卷积神经网络的航空发动机附件机匣故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(8):78-86.
- [9] 李黄曼,张勇,张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(3):123-129.
- [10] 王晓涵. 分析电能计量大数据对计量装置运维的应用[J]. 低碳世界,2021,11(8):160-161.
- [11] YANG J, LE J, WANG N, et al. Analysis of measurement error for electric energy metering system under harmonic conditions[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015,39(13):144-150.
- [12] 尹东阳,黄红桥,李恺,等. 基于云端的电能计量装置故障排查系统设计与实现[J]. 湖南电力,2020,40(4):77-80,86.
- [13] HERNANDEZ-CALLEJO L. A comprehensive review of operation and control, maintenance and lifespan management, grid planning and design, and metering in smart grids[J]. Energies, 2019,12(9):1630.
- [14] 王艳芹,王松,李大兴,等. 一种关口电能计量装置智能故障诊断及预警技术[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(3):101-107.
- [15] 吴瀛,姚栋方,陈崇明,等. 基于云平台的电能计量装置状态监测与故障诊断系统[J]. 电力电容器与无功补偿,2021,42(4):197-202.
- [16] 陈崇明,吴瀛,姚栋方,等. 一种电能计量装置状态在线监测及远程诊断系统设计[J]. 电力电容器与无功补偿,2021,42(4):203-208.
- [17] 廖志伟,岳苓,文福拴,等. 基于规则网的高压输电线路故障诊断与保护动作性能评价[J]. 电力建设,

- 2016,37(2):34-41.
- [18] 朱少斌,许素安,马宗彪,等. 基于 BSO-BPNN 模型的电能计量装置异常诊断方法研究[J]. 中国测试,2022,48(1):141-146.
- [19] DIAHOVCHENKO I, VOLOKHIN V, KUROCHKINA V, et al. Effect of harmonic distortion on electric energy meters of different metrological principles [J]. *Frontiers in Energy*, 2019,13(2):377-385.
- [20] CERVANTES J, GARCIA-LAMONT F, RODRIGUEZ-MAZAHUA L, et al. A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends[J]. *Neurocomputing*, 2020,408:189-215.
- [21] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000(1):36-46.
- [22] YU C, KOOPALIPOOR M, MURLIDHAR BR, et al. Optimal ELM-harris hawks optimization and elm-grasshopper optimization models to forecast peak particle velocity resulting from mine blasting [J]. *Natural Resources Research*, 2021,30(3):2647-2662.
- [23] CAO J, ZHANG K, LUO M, et al. Extreme learning machine and adaptive sparse representation for image classification[J]. *Neural Networks*, 2016,81:91-102.

作者简介

何海航, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电能计量与用电信息处理。

E-mail: h. h. h1@163. com

何泽昊(通信作者), 本科, 高级工程师, 研究方向为电能计量与用电信息处理。

E-mail: hzhriver@163. com

李华, 硕士, 副教授, 研究方向为电力系统及其自动化。

E-mail: lihua69@hcbut. edu. cn

刘伟, 本科, 工程师, 研究方向为能源优化。

E-mail: choushi1985@126. com

李晔, 硕士, 高级会计师, 研究方向为能源管理。

E-mail: lyra1347@126. com