

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211301

基于 SSA-SVM 的继电保护装置状态评估方法研究

叶远波¹, 李端超¹, 谢民¹, 王志华², 巴全科²

(1. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230022; 2. 武汉凯默电气有限公司, 湖北 武汉 430223)

摘要: 运维检修人员对保护装置检修时需制定检修计划。为了对保护装置准确评估和精准检修, 提出了一种基于麻雀搜索算法优化 SVM 的继电保护装置状态评估方法。根据建立的继电保护装置指标体系对保护装置健康状态进行分类, 实现继电保护装置的状态评估。首先, 建立继电保护装置状态评价指标体系, 根据指标体系采集保护装置的相关数据。其次, 建立 SSA-SVM 继电保护装置状态评估模型, 采用该模型将保护装置健康状态按正常、注意、异常和严重进行分类。最后, 分别采用 SSA-SVM、BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 算法评估继电保护装置的健康状态, 并比较各算法评估保护装置健康状态的准确性和实时性。仿真结果表明, SSA-SVM 算法评估保护装置健康状态的准确性最高, 保护装置状态评估结果可为运维检修人员提供检修依据。

关键词: 麻雀搜索算法; 状态评估; SSA-SVM; 继电保护装置

A state evaluation method for a relay protection device based on SSA-SVM

YE Yuanbo¹, LI Duanchao¹, XIE Min¹, WANG Zhihua², BA Quanke²

(1. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230022, China; 2. Wuhan Kemov Electric Co., Ltd., Wuhan 430223, China)

Abstract: Operation and maintenance personnel formulate a maintenance plan when maintaining a protection device. To accurately evaluate and repair a protection device, a state evaluation method of relay protection device based on the sparrow search algorithm optimized SVM is proposed. Using the established relay protection device index system, the health state of the device is classified to realize its state evaluation. First, this paper establishes the state evaluation index system of relay protection devices, and collects relevant data on the protection device according to that system. Secondly, the SSA-SVM relay protection device state evaluation model is established. This is used to classify the health state of the protection device in terms of normal, attention, abnormality and severity. Finally, SSA-SVM, BA-SVM, GWO-SVM and WOA-SVM algorithms are used to evaluate the health status of relay protection devices, and the accuracy and real-time of each algorithm is compared. The simulation results show that the SSA-SVM algorithm has the highest accuracy in evaluating the health state of the protection device, and the state evaluation results can provide a basis for operation and maintenance personnel.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 5212002000AR).

Key words: sparrow search algorithm; condition assessment; SSA-SVM; relay protection device

0 引言

目前, 我国电网规模逐渐增大, 保护设备的数量急剧增长, 结构日益复杂, 居民用电和工业用电对供电的稳定性要求也越来越高, 因此, 对保护装置进行状态评估和状态检修, 确保保护装置正常运行显得尤其重要^[1-3]。为了确保保护装置不“带病”

工作, 通常会对保护装置进行定期检修, 但由于运维人员的编制相对固定及运维检修任务繁重等问题, 在检修过程中会出现漏检、过检、盲检等情况, 以及不能准确评估继电保护装置的健康状态, 进而引发安全隐患^[4]。通过对保护装置在线监视获取保护装置的运行数据, 并对保护装置的健康状态进行评估, 将评估结果作为继电保护装置检修的主要依据^[5]。

继电保护装置状态评估是状态检修的基础, 根

基金项目: 国家电网公司科技项目资助(5212002000AR)

据保护装置的状态评估结果制定出合理的检修策略,指导运维检修人员对保护装置的运维和检修工作^[6]。目前,已有研究人员将灰色聚类法^[7]、模糊综合评判法^[8]、TOPSIS 法^[9]、D-S 证据理论^[10]等方法应用于继电保护装置状态评估。灰色聚类是将聚类参数的白化数按几个灰类进行分类,并结合建立的保护装置状态评价模型,计算状态评价结果;层次分析法通过赋予各个指标权重,计算得到设备最后得分,实现对保护装置状态评估;模糊综合评判法通过模糊数学确定状态指标与保护状态的隶属度关系,并建立保护装置状态评价模型,评估保护装置的健康状态。文献[12]采用变权理论结合梯形云模型实现了对保护装置性能的评价,但没有对保护装置状态评估的准确率作进一步研究。文献[13]采用支持向量机对保护装置进行状态评估,但应用范围仅限于小样本情况,且状态评估的准确性和实时性有待提高。文献[6]采用基于云模型和融合权重的评估方法实现了对继电保护状态评估,并通过实例验证了保护装置状态评估的可行性,但缺乏状态评估方法的比对研究。

针对上述问题,本文提出了一种基于麻雀搜索算法优化 SVM 的继电保护装置状态评估方法,采用麻雀搜索算法优化 SVM 的相关参数,使得 SVM 具备更高的状态评估精度,并且能够有效判断继电保护装置的健康状态。根据继电保护装置状态评估相关规范,提出保护装置状态评估指标体系,并将保护装置的健康状态分为正常、注意、异常和严重四种状态。采用 SSA-SVM 对保护装置的健康状态进行评估,可将保护装置的状态评估结果作为检修人员的检修依据,提高检修效率,实现检修工作的降本增效。

为了比较 SSA-SVM 算法对保护装置状态评估的准确性和实时性,本文还分别采用蝙蝠算法(BA)^[13-14]、灰狼优化算法(GWO)^[15-16]、鲸鱼优化算法(WOA)^[17-19]对 SVM 的相关参数进行寻优,然后建立 BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 模型,选取样本数据对上述模型进行训练,使其具备最佳的状态评估能力,最后通过仿真测试,实现保护装置状态评估,并对仿真测试结果进行对比分析。

1 保护装置状态评估指标体系

DL/T 623-2010《电力系统继电保护及安全自动装置运行评价规程》^[20]规定了继电保护运行评价范围,并对继电保护正确动作率、故障率、不正确动作原因等作了规定。继电保护动作次数按事件评价,保护装置的正确动作率可按继电保护装置为单位进

行评价。GB/T 14285-2006《继电保护和安全自动装置技术规程》^[21]对继电保护装置电压纹波系数、最低电压、最高电压等相关指标作了规定。Q/GDW 1806-2013《继电保护状态检修导则》^[22]将保护装置的健康状态分为正常状态、注意状态、异常状态和严重状态,并对家族性缺陷、状态评价等进行了规定。

根据上述规范,建立如图 1 所示的继电保护装置状态评估指标体系,以该指标体系作为评价保护装置健康状况的重要依据。继电保护装置状态评估指标体系中检修指标包括家族缺陷率、绝缘性能和设备故障次数;运行指标包括工作电压、CPU 温度、接收光功率、断路器误动次数、异常告警率和发送光功率。

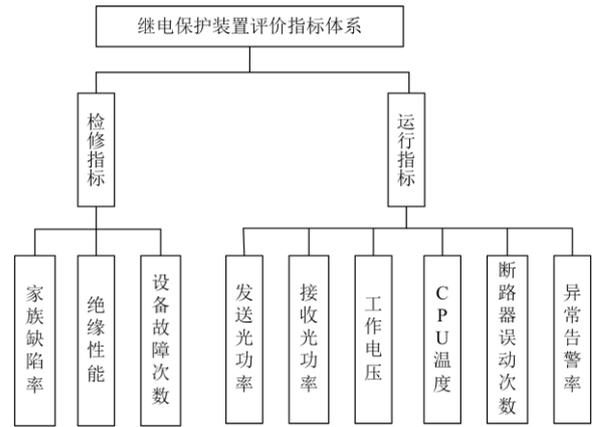


图 1 继电保护装置状态评估指标体系

Fig. 1 State assessment indicators system of relay protection device

2 SSA-SVM 模型

2.1 SVM 算法

支持向量机(SVM)^[23-25]是以统计学为基础,通过训练有限的样本数据达到分类的目的,此外 SVM 还可以用于函数拟合和线性回归。SVM 不仅可以对线性样本进行分类,还能解决非线性的分类问题,该算法具备学习样本小、学习能力强和分类准确性高等特点^[26]。

设样本集 (x_i, y_i) , 其中 $i=1, \dots, N$, x_i 是输入的第 i 个样本, y_i 是样本类型, $y_i \in \{-1, 1\}$, N 为样本编号,超平面表达式如式(1)所示。

$$\omega^T x + b = 0 \tag{1}$$

式中: ω 为超平面的法向量; b 是偏置量。依据 $\omega^T x + b > 0$ 或 $\omega^T x + b < 0$ 对 x 分类。分类决策函数如式(2)所示。

$$f(x_i) = \text{sgn}(\omega^T x_i + b) \tag{2}$$

最优分类面示意图如图 2 所示,将不同样本类

型按超平面区分开。

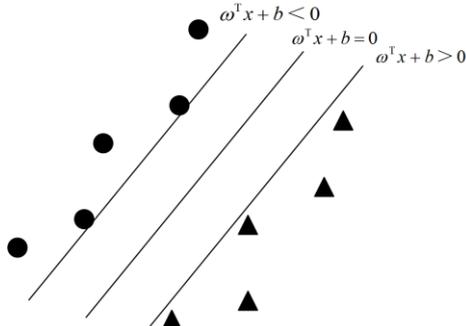


图2 最优分类面

Fig. 2 Optimal classification surface

在目标函数中加入松弛项, 并用最大间隔分类表示 SVM 的最佳超平面问题。

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + c \sum_{i=1}^m \xi_i \quad (3)$$

$$y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0 \quad (4)$$

式中: c 为惩罚因子; ξ_i 为松弛项。

在约束条件下通过计算求解表达式(5)的最大值。

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i, x_j) \quad (5)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子, 通过计算求得最优分类函数如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (6)$$

最优分类函数中 $K(x_i, x_j)$ 表示核函数, 核函数及其参数 g 的选取对 SVM 的分类准确性起着至关重要的作用。常见的核函数有高斯核函数、傅立叶核函数、指数型径向基核函数和 Sigmoid 核函数等。由文献[27]可知, 高斯核函数具备较强的插值能力, 便于提取样本局部特性, 可有效提高 SVM 的分类能力。本文选取高斯核函数作为 SVM 的核函数, 其表达式如式(7)所示。

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2) \quad g > 0 \quad (7)$$

式中, g 为核函数参数, 需采用智能算法对核函数参数 g 进行优化。

2.2 SSA 算法

麻雀搜索算法(SSA)^[28-29]与遗传算法、蝗虫算法、布谷鸟算法、蝙蝠算法、蚁群算法、天牛须搜索算法等智能算法类似, 能对目标函数进行高效率寻优。薛建凯和沈波于 2020 年依据麻雀群体觅食的规律提出了 SSA 算法, 该算法作为一种最新的群体优化算法, 可用于对多目标函数进行优化。

通过麻雀掠夺食物和群体逃逸的规律建立 SSA 算法模型。麻雀在群体觅食过程中, 发现者寻找食

物并为种群提供觅食范围, 后来加入的麻雀会跟着发现者一起觅食, 当觅食过程中遇到危险时, 侦察者会发出危险信号。发现者和侦察者分别占种群的 10%~20%, 群体觅食时发现者和加入者可互相转换, 但在种群所占比例保持不变。发现者通过搜索觅食区域不断更新位置, 以获取种群所需要食物; 发现者获取食物位置后加入者跟进觅食, 并获取更高的适应度; 遇到捕食者的威胁时, 侦察者会及时提醒种群做出反捕食行为。在 SSA 算法中, 每只麻雀的位置对应一个解。

发现者位置更新如式(8)所示。

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{ij}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot \text{MaxCycle}}\right), & R_2 < ST \\ x_{ij}^t + QL, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (8)$$

式中: α 为均匀随机数, 且 $\alpha \in (0,1)$; MaxCycle 为最大迭代次数; Q 为随机数, 且服从标准正态分布; L 表示元素均为 1 的矩阵; R_2 为预警值, 且 $R_2 \in [0,1]$; ST 为安全值, 且 $ST \in [0.5,1]$ 。

加入者位置更新如式(9)所示。

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\omega j}^t - x_{ij}^t}{i^2}\right), & i < NP/2 \\ x_{pj}^{t+1} + |x_{ij}^t - x_{pj}^{t+1}| A^+ L, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: Q 为服从标准正态分布随机数; $x_{\omega j}^t$ 为第 t 次迭代时全局最差位置; x_{pj}^t 为第 $t+1$ 次迭代时发现者的最佳位置; NP 为种群规模; A^+ 表示每个元素随机赋值为 1 或 -1 的 $1 \times d$ 矩阵; A^+ 可表示为 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

侦察者位置更新如式(10)所示。

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{ij}^t + \beta |x_{ij}^t - x_{\omega j}^t|, & f_i \neq f_g \\ x_{ij}^t + K \frac{|x_{ij}^t - x_{\omega j}^t|}{(f_i - f_{\omega}) + \varepsilon}, & f_i = f_g \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_{ij}^t 表示第 t 次迭代时的全局最佳位置; β 为服从正态分布的随机数, 其中均值为 0, 方差为 1; K 为取值范围在 $[-1,1]$ 的随机数; f_i 表示当前麻雀的适应度; f_g 表示全局最优; f_{ω} 表示最差适应度。

2.3 SSA-SVM 模型建立

根据 Q/GDW 1806-2013《继电保护状态检修导则》将保护装置按正常状态、注意状态、异常状态和严重状态进行区分, 并分别用数字 3、2、1 和 0 表示正常、注意、异常和严重四种状态。将采集的保护装置样本数据以矩阵的方式输入, 进行 SSA-SVM 分类训练, 通过训练得到严重、异常、正常三个分类边界, 三个分类边界可将保护装置状

态分为四类，即正常、注意、异常和严重。保护装置的状态可以由样本点到正常分类边界的距离表示，并根据该距离评判保护装置的健康程度。保护装置样本点 x_i 到最优分类超平面的距离表达式如式(11)所示。

$$d = \frac{\omega^T \cdot x_i + b}{\|\omega\|} \quad (11)$$

取 $d = \frac{1}{\|\omega\|}(\omega^T \cdot x_i + b)$ 来度量保护装置的健康状态(其中， $\|\omega\|$ 为正常数)。若 $d < -1$ ，保护装置为严重状态，其健康程度用“0”表示，须对保护装置进行检修；若 $-1 \leq d \leq 0$ ，保护装置发生异常，其健康程度用“1”表示，此时须对保护装置进行检修；若 $0 < d \leq 1$ ，保护装置为注意状态，其健康程度用“2”表示；若 $d > 1$ ，保护装置为正常状态，其健康程度用“3”表示。保护装置健康状态分类如图 3 所示。

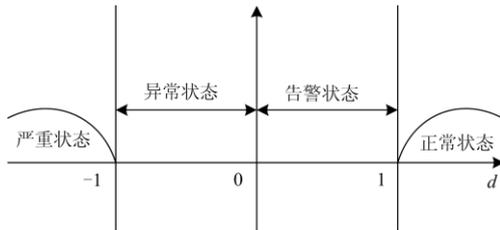


图 3 保护装置健康状态分类

Fig. 3 Classify the health status of protective devices

继电保护装置状态评估的准确性受 SVM 的核函数参数 g 和惩罚因子 c 的影响，其中核函数参数 g 影响样本的空间的投射；惩罚因子 c 影响样本学习的准确性。建立 SSA-SVM 模型，采用 SSA 算法对目标函数高效的寻优能力，确定 SVM 最佳的惩罚因子 c 和核函数参数 g ，从而提高 SVM 对继电保护装置状态评估的准确性。保护装置健康状态评估结果以数字 3、2、1 和 0 表示。基于 SSA 算法优化

表 1 部分训练样本数据

Table 1 Partial training sample data

指标	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4	样本 5	样本 6	样本 7
绝缘性能	0	0	0	0	0	0	1
设备故障次数	0	0	0	0	1	1	0
家族缺陷率	0	0	0	0	0	0.82	0
工作电压	5.00	5.02	5.00	4.98	4.69	5.00	4.52
CPU 温度	46	39	32	42	31	36	41
断路器误动次数	0	0	0	0	0	1	1
异常告警率	0	0	0	0	0.15	0.43	0.52
发送光功率	-18.612	-17.325	-17.502	-18.286	-14.869	-15.735	-16.681
接收光功率	-18.586	-17.278	-17.464	-18.120	-14.524	-15.646	-16.536
d	$d > 1$	$d > 1$	$d > 1$	$d > 1$	$d > -1$	$d < -1$	$d < -1$
健康程度	3	3	3	3	0	0	0

SVM 参数的保护装置状态评估过程如图 4 所示。

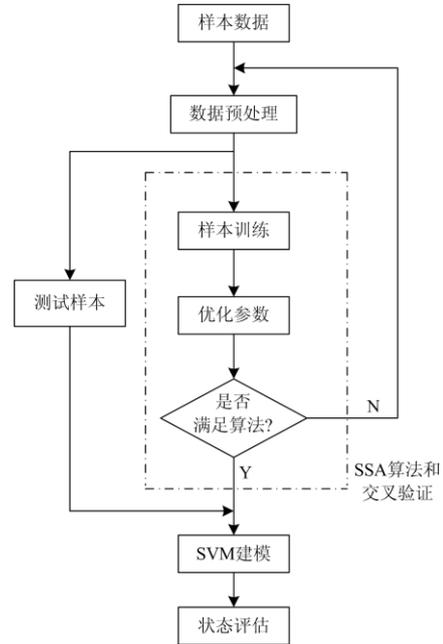


图 4 SSA 算法优化 SVM 的状态评估流程图

Fig. 4 Flow chart of state evaluation based on SSA algorithm to optimize SVM

3 人工经验训练 SSA-SVM

(1) 样本训练

准确评估继电保护装置的健康程度，并根据评估结果制定检修决策，为运维检修人员提供可靠的检修依据，确保智能变电站安全、稳定运行具有重要的意义。根据本文建立的保护装置状态评估指标体系，采集工作电压、CPU 温度、家族缺陷率、绝缘性能、设备故障次数、断路器误动次数、异常告警率和接收光功率等作为样本数据。本文选取 10 000 组不同健康状态的样本对 SSA-SVM 算法进行训练，通过训练使其能够准确地评估保护装置的健康状态，部分训练样本数据如表 1 所示。

人工经验训练 SSA-SVM 的过程如图 5 所示。首先将样本数据经过数据预处理后输入 SSA-SVM 模型中; 其次利用 SSA 的寻优能力, 通过训练确定最优的惩罚因子 c 和核函数参数 g ; 最后将训练所得的 g 和 c 代入 SVM 中, 使其具备良好的保护装置状态评估能力。

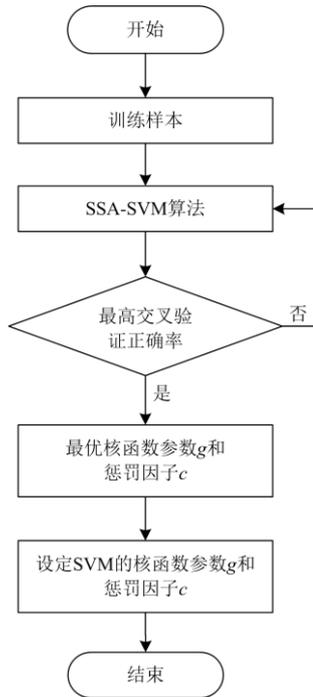


图 5 人工经验训练 SSA-SVM

Fig. 5 Training SSA-SVM with artificial experience

(2) 状态评估

为了验证 SSA-SVM 算法对继电保护装置状态评估的准确性, 本文采用 100 组测试样本进行仿真测试。部分测试样本如表 2 所示, 其中, 样本 1、3 和 7 是刚投运保护装置的数据, 其健康状态为正常, 即健康程度为 3; 样本 4 和样本 5 为故障状态下保护装置的数据, 其健康状态为严重, 即健康程度为 0; 样本 2 和 6 是采集运行状态下的保护装置数据, 保护装置健康状况逐渐趋于劣化, 其健康状态为注意, 即健康程度为 2; 样本 8 采集的异常状态的保护装置数据, 其健康状态异常, 即健康程度为 1。

基于训练样本, 采用 SSA 算法优化 SVM 获得最高交叉验证正确率为 92.36%, 对应的最佳核函数参数 $g = 0.61245$, 最佳惩罚因子 $c = 198$, 将最佳核函数参数 g 和最佳惩罚因子代入 SVM, 利用优化后的模型对测试样本进行评估, 保护装置状态评估结果如表 3 所示。

由保护装置评估结果可知, 样本 1、3、7 保护装置的健康状态为正常; 样本 4 和 5 保护装置的健康状态为严重; 样本 2、6 保护装置的健康状态为注意; 样本 8 保护装置的健康状态为异常。本文采用 SSA-SVM 算法对保护装置的状态评估结果与测试样本一致, 准确地评估了保护装置的运行状态。为了进一步验证 SSA-SVM 算法评估继电保护装置健康状态的准确率, 将 100 组测试样本作为 SSA-SVM 的输入向量进行仿真测试, 测试结果如图 6 所示。仅有 1 组实际测试样本的健康状态被评估为注意状态, 即保护装置状态评估准确率为 99%。

表 2 部分测试样本数据

Table 2 Part of the test sample data

指标	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4	样本 5	样本 6	样本 7	样本 8
绝缘性能	0	0	0	1	0	0	0	0
设备故障次数	0	0	0	0	1	0	0	0
家族缺陷率	0	0	0	0	0.5	0	0	0
工作电压	5.00	4.51	5.02	4.98	4.79	4.53	4.92	4.46
CPU 温度	43	60	38	47	42	62	41	46
异常告警率	0	0	0	0.2	0.35	0	0	0.1
断路器误动次数	0	0	0	2	0	0	0	0
发送光功率	-12.625	-14.331	-13.559	-16.295	-17.843	-15.138	-16.602	-13.862
接收光功率	-12.483	-14.163	-13.237	-16.069	-17.596	-14.748	-16.359	-13.249
d	$d > 1$	$0 < d \leq 1$	$d > 1$	$d < -1$	$d < -1$	$0 < d \leq 1$	$d > 1$	$-1 \leq d \leq 0$
健康程度	3	2	3	0	0	2	3	1

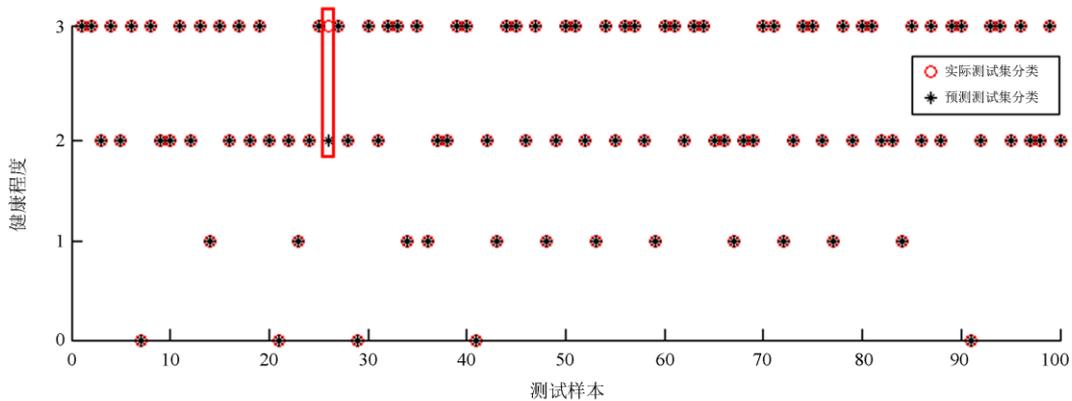


图 6 SSA-SVM 测试样本预测
Fig. 6 Test sample prediction of SSA-SVM

表 3 保护装置状态评估结果

Table 3 Protective device assessment results

样本	d	健康状态	健康程度
1	1.75	正常状态	3
2	0.12	注意状态	2
3	1.35	正常状态	3
4	-1.3	严重状态	0
5	-2.6	严重状态	0
6	0.24	注意状态	2
7	1.36	正常状态	3
8	-0.82	异常状态	1

表 4 智能算法评估比较

Table 4 Comparison of different classification methods

方法	平均评估准确率/%	测试时间/ms
BA-SVM	96	379
GWO-SVM	95	367
WOA-SVM	97	373
SSA-SVM	99	356
SVM	90	310

4 智能算法仿真比较

分别采用蝙蝠算法(BA)、鲸鱼算法(WOA)、灰狼算法(GWO)优化 SVM, 实现对保护装置进行状态评估。上述三种智能算法的寻优能力均与个体之间的相互作用有着密切的关系。鲸鱼优化算法收敛速度快, 局部搜索能力强, 但缺乏跳出局部最优的能力; 蝙蝠算法主要靠个体之间的相互协作和影响, 具有实现简单、参数少的优点; 灰狼优化算法具有较强的收敛性, 依赖 α 、 β 和 δ 的信息来获取猎物。为了比较本文所提方法在保护装置状态评估的优越性, 分别采用蝙蝠算法、灰狼优化算法、鲸鱼优化算法优化 SVM, 并采用 SVM 对保护装置进行状态评估。在实验数据相同的条件下, 将测试样本以矩阵形式分别输入到已经训练好的 BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 和 SSA-SVM 算法中, 经 Matlab 仿真, 得到的实验结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 本文提出的 SSA-SVM 方法评估准确率高于 BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 和 SVM 算法, 且实时性高于 BA、GWO 和 WOA 算法优化 SVM。通过研究 SSA 算法、BA 算法、GWO 算法和 WOA 算法对目标函数的寻优能力, 发现 BA 算法的参数 α 和 γ 能改变该算法收敛速度和搜索精

度, 决定算法的寻优能力; GWO 算法可自适应调整收敛因子, 且具备信息反馈机制; SSA 算法具有极强的局部搜索能力和快速的收敛性; WOA 算法的收敛性受参数 a 的影响, 可通过改进收敛因子和引入动态权重提高该算法的收敛速度。通过比较 SVM、SSA-SVM、BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 算法在继电保护装置状态评估的效果, 本文提出的 SSA-SVM 算法在保护装置状态评估的准确率和实时性均优于其他算法。

5 结论

本文采用 SSA-SVM 算法对继电保护装置的状态进行评估, 并比较 SSA-SVM 算法与 BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 算法对继电保护装置的状态评估的准确性。首先, 利用 SSA 算法、BA 算法、GWO 算法和 WOA 算法的寻优能力, 分别对 SVM 的相关参数进行寻优; 然后用训练好的 BA-SVM、GWO-SVM、WOA-SVM 和 SSA-SVM 算法对测试样本的健康状态进行评估; 最后比较上述四种模型对继电保护装置的状态评估的准确性。仿真结果表明, 采用 SSA-SVM 算法对继电保护装置的状态评估的正确率最高, 准确率为 99%, 验证了本文所提算法对继电保护装置的状态评估的有效性, 可为变电站保护装置的运维检修提供可靠的检修决策。

参考文献

- [1] 叶远波, 刘宏君, 黄太贵, 等. 变电站继电保护设备状态检修可靠性分析方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(10): 170-177.
YE Yuanbo, LIU Hongjun, HUANG Taigui, et al. Research on the reliability analysis method of condition-based maintenance of relay protection equipment in substation[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(10): 170-177.
- [2] 陈海涛, 杨军, 施迎春, 等. 基于云模型与马尔科夫链的继电保护装置寿命预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(16): 94-100.
CHEN Haitao, YANG Jun, SHI Yingchun, et al. Life prediction method of relay protection device based on cloud model and Markov Chain[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(16): 94-100.
- [3] ZHAN H, WANG C, WANG Y, et al. Relay protection coordination integrated optimal placement and sizing of distributed generation sources in distribution networks[C] // Power & Energy Society General Meeting, July 17-21, 2016, Boston, MA, USA: 55-65.
- [4] 李宽宏. 变电站二次设备防误风险管控系统实现方案[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 95-101.
LI Kuanhong. Implementation scheme of risk management and control system for anti-misoperation of secondary devices in substation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 95-101.
- [5] 陈海涛, 张学敏, 戴伟康, 等. 基于GA优化SVM参数与云模型的继电保护装置状态评估方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(7): 88-92, 117.
CHEN Haitao, ZHANG Xuemin, DAI Weikang, et al. State assessment method of relay protection device based on GA optimization SVM parameters and cloud model[J]. Smart Power, 2020, 48(7): 88-92, 117.
- [6] 王宁霞, 孔祥鹏, 梁建龙, 等. 基于正态云模型和综合权重的继电保护装置状态评估[J]. 青海电力, 2020, 39(3): 1-5, 24.
WANG Ningxia, KONG Xiangpeng, LIANG Jianlong, et al. Evaluation of relay protection status based on normal cloud model and comprehensive weight[J]. Qinghai Electric Power, 2020, 39(3): 1-5, 24.
- [7] 曾星星. 智能变电站二次系统状态评价方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
ZENG Xingxing. Research on status evaluation method for smart substation secondary system[D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [8] 吴姜, 蔡泽祥, 胡春潮, 等. 基于模糊正态分布隶属函数的继电保护装置状态评价[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(5): 48-52.
WU Jiang, CAI Zexiang, HU Chunchao, et al. Status evaluation of protective relays based on the membership function in fuzzy normal distribution[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(5): 48-52.
- [9] 杨国生, 戴飞扬, 王文焕, 等. 基于灰度关联法和TOPSIS法的继电保护装置状态评估综合算法研究与应用[J]. 中国电力, 2019, 52(2): 94-103.
YANG Guosheng, DAI Feiyang, WANG Wenhuan, et al. Research and application of comprehensive algorithm of relay protection status assessment based on gray correlation analysis and TOPSIS method[J]. Electric Power, 2019, 52(2): 94-103.
- [10] 梁志坚, 李佳运, 王建楠. 基于集对分析和D-S证据理论的继电保护装置状态评估方法[J]. 广西电力, 2019, 42(5): 7-12, 27.
LIANG Zhijian, LI Jiayun, WANG Jiannan. A state evaluation method of relay protection device based on set pair analysis and D-S evidence theory[J]. Guangxi Electric Power, 2019, 42(5): 7-12, 27.
- [11] 叶远波, 黄太贵, 谢民, 等. 基于多模型融合集成学习的智能变电站二次设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 148-157.
YE Yuanbo, HUANG Taigui, XIE Min, et al. A state assessment method for intelligent substation secondary equipment based on multi-model ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 148-157.
- [12] 田有文, 唐晓明. 基于支持向量机的微机保护装置状态评估的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(4): 66-69.
TIAN Youwen, TANG Xiaoming. Study on state evaluation for microprocessor protective device based on SVM[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(4): 66-69.
- [13] 周贤泉, 宋威, 张士昱, 等. 一种改进的蝙蝠算法[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(11): 139-143.
ZHOU Xianquan, SONG Wei, ZHANG Shiyu, et al. An improved bats algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2019, 38(11): 139-143.
- [14] 戴宏亮, 罗裕达. 基于蝙蝠算法优化反向传播神经网络模型的无线网络流量预测[J]. 计算机应用, 2021, 41(增刊 1): 185-188.
DAI Hongliang, LUO Yuda. Wireless network traffic prediction based on bat algorithm optimized back propagation neural network model[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(S1): 185-188.

[15] 廖志伟, 肖异瑶, 张文锦. 基于改进灰狼算法的变电站多阶段升压规划优化方法[J]. 智慧电力, 2021, 49(7): 93-101.
LIAO Zhiwei, XIAO Yiyao, ZHANG Wenjin. Optimization method for multi-stage boost planning of substation based on improved GWO[J]. Smart Power, 2021, 49(7): 93-101.

[16] 俞沛宙, 王澍, 杨继辉, 等. 基于灰狼优化的永磁同步电机自适应反推鲁棒控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 39-46.
YU Peizhou, WANG Shu, YANG Jihui, et al. Adaptive backstepping robust control strategy of PMSM based on grey wolf optimization[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 39-46.

[17] 徐航, 张达敏, 王依柔, 等. 基于自适应决策算子的鲸鱼优化算法[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(9): 6-11.
XU Hang, ZHANG Damin, WANG Yirou, et al. Whale optimization algorithm based on adaptive decision operator[J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10(9): 6-11.

[18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[19] 杨晓雷, 徐建元, 陶欢, 等. 基于改进鲸鱼算法的储能系统优化配置研究[J]. 浙江电力, 2021, 40(3): 113-120.
YANG Xiaolei, XU Jianyuan, TAO Huan, et al. Study on optimal allocation of energy storage system based on improved WOA[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(3): 113-120.

[20] 中国电力科学研究院. 电力系统继电保护及安全自动装置运行评价规程: DL/T 623—2010[S]. 北京: 中国电力出版社, 2011.

[21] 华东电力设计院. 继电保护和安全自动装置技术规程: GB/T 14285—2006[S]. 北京: 中国标准出版社, 2006.

[22] 国家电力调度控制中心. 继电保护状态检修导则: Q/GDW 1806—2013[S]. 北京: 中国电力出版社, 2013.

[23] 谭贵生, 石宜金, 刘丹丹. 基于混沌粒子群优化支持向量机的变压器故障诊断[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2019, 44(5): 54-61.
TAN Guisheng, SHI Yijin, LIU Dandan. Fault diagnosis of transformers based on support vector machine with improved particle swarm optimization[J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 44(5): 54-61.

[24] HAO P, CHIANG J H, TU Y. Hierarchically SVM classification based on support vector clustering method and its application to document categorization[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(3): 627-635.

[25] 耿俊成, 郭志民, 李晓蕾, 等. 基于 LOF 和 SVM 的配电网变关系数据校验方法[J]. 中国测试, 2021, 47(4): 49-54.
GENG Juncheng, GUO Zhimin, LI Xiaolei, et al. Connectivity data verification method of feeder transformers based on LOF and SVM[J]. China Measurement & Test, 2021, 47(4): 49-54.

[26] 方涛, 钱晔, 郭灿杰, 等. 基于天牛须搜索优化支持向量机的变压器故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(20): 90-96.
FANG Tao, QIAN Ye, GUO Canjie, et al. Research on transformer fault diagnosis based on a beetle antennae search optimized support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 90-96.

[27] 张轸议, 焦健, 汪可, 等. 基于帝国殖民竞争算法优化支持向量机的电力变压器故障诊断模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(1): 99-104.
ZHANG Yiyi, JIAO Jian, WANG Ke, et al. Power transformer fault diagnosis model based on support vector machine optimized by imperialist competitive algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1): 99-104.

[28] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

[29] 石万字, 魏军强, 赵云灏. 基于改进麻雀算法-支持向量机的输电线路故障诊断[J]. 浙江电力, 2021, 40(11): 38-45.
SHI Wanyu, WEI Junqiang, ZHAO Yunhao. Transmission line fault diagnosis based on support vector machine optimized by improved sparrow search algorithm[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(11): 38-45.

收稿日期: 2021-07-23; 修回日期: 2021-09-25

作者简介:

叶远波(1973—), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail: 807156806@qq.com

巴全科(1989—), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为电力系统继电保护。E-mail: baquanke@kemov.com

(编辑 张爱琴)