

基于蚁狮算法优化支持向量机的电力通信网故障诊断

宋志强¹, 解利冬¹, 王鸣阳¹, 付丽娜¹, 雷全学², 崔利俊²

(1.北京中电飞华通信有限公司,北京 100089;

2.深圳抛物线科技有限公司,广东 深圳 518000)

摘要: 为了提高电力通信网故障诊断的准确性,以告警数据为输入量,以电力通信网故障类型为输出量,采用蚁狮算法对支持向量机进行参数寻优,建立基于蚁狮算法优化支持向量机的电力通信网故障诊断模型,采用电力通信网故障数据进行仿真分析,并与贝叶斯算法和卷积神经网络算法对比,结果表明,所提ALO-SVM电力通信网故障诊断正确率高达98%,高于其他两种算法,验证了所提方法的正确性和实用性。

关键词: 电力通信网;故障诊断;蚁狮优化算法;支持向量机

中图分类号:TP183 文献标识码:A 文章编号:1003-7241(2025)08-0029-04

Optimization of Support Vector Machine Based on Ant Lion Algorithm for Fault Diagnosis of Electric Power Communication Network

SONG Zhiqiang¹, XIE Lidong¹, WANG Mingyang¹, FU Lina¹, LEI Quanyue², CUI Lijun²

(1. Beijing Zhongdian Feihua Communication Co., Ltd., Beijing 100089, China;

2. Shenzhen Parabola Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of fault diagnosis in the power communication network, alarm data is used as the input and the fault type of the power communication network is used as the output. The ant lion optimization algorithm is used to optimize the parameters of the support vector machine, and a power communication network fault diagnosis model based on the ant lion optimization algorithm is established. The power communication network fault data is used for simulation analysis, and compared with Bayesian algorithm and Convolutional Neural Network algorithm, the results show that the ALO-SVM power communication network fault diagnosis accuracy proposed in this article is as high as 98%, which is higher than the other two algorithms, verifying the correctness and practicality of the proposed method.

Keywords: power communication network; fault diagnosis; ant lion optimization algorithm; support vector machine

0 引言

电力通信是保障电力系统安全可靠运行的基础,也是实现电网智能化发展的重要保障^[1-2]。随着我国电网规模的不断发展,电力通信网的规模也在不断增加,电力通信网的故障也变得越来越复杂^[3]。因此对电力通信网故障诊断进行研究,对于提高电力系统的安全性和稳定性具有重要意义。

传统电力通信网故障诊断主要利用案例库方法实现,但随着通信网故障复杂度的提升,案例库方法的正确率越来越低^[4]。随着人工智能的发展,基于智能算法的电力通信网故障诊断方法得到了广泛应用。文献[5]对贝叶斯网络进行改进,得到动态贝叶斯网络,采用动态贝叶

斯网络建立了电力通信网故障诊断模型,采用仿真实验对模型的正确性和实用性进行了验证。文献[6]将卷积神经网络应用于电力通信网故障诊断,提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的电力通信网故障诊断方法,并将该方法与其他电力通信网故障诊断方法对比,结果表明,CNN卷积神经网络的诊断正确率显著高于其他方法。文献[7]将电力通信数据的相关性和稀疏性限制进行自编码网络融合,形成了相关性稀疏自编码神经网络,在此基础上建立了电力通信网故障诊断模型,采用电力通信故障数据对模型的正确性进行了验证。

相比神经网络,支持向量机的稳定性和泛化性更好,本文采用蚁狮算法对支持向量机进行参数寻优,建立基于蚁狮算法优化支持向量机的电力通信网故障诊断模型,采用算例分析验证模型的正确性和实用性。

*基金项目:北京市科技计划项目(H020420030331);北京市北京中电飞华通信技术有限公司项目(52680022001M)

收稿日期:2023-11-21

1 蚁狮优化算法

蚁狮优化算法(ant lion optimization, ALO)是 Mirjalili 等在2015年提出的^[8]。ALO算法的实质是对蚁狮捕获蚂蚁这一行为的模拟,利用蚁狮狩猎游走实现算法的全局搜索,根据蚂蚁游走的随机性提升算法的搜索性能,由于结合了精英策略和轮盘赌法,相比一些传统寻优算法,如遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO), ALO算法寻找最优解的能力更强。

在自然界中,蚂蚁不断更新自身位置,其更新方式为随机游走,该过程的数学表达式为

$$K(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \dots, \text{cumsum}(2r(t_{T_{\max}}) - 1)] \quad (1)$$

$$r(t) = \begin{cases} 1, \text{rand} > 0.5 \\ 0, \text{rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $K(t)$ 表示一个集合,集合中的元素为蚂蚁游走步数; cumsum 表示累加计算求和, t 为当前迭代次数, T_{\max} 为最大迭代次数, $r(t)$ 表示第 t 次迭代生成的随机数, rand 为取值区间为 $[0, 1]$ 的随机函数。

在游走时,蚂蚁会受到限制,具体如下:

$$k_i^t = \frac{(k_i^t - a_i)(d_i^t - c_i^t)}{b_i - a_i} + c_i^t \quad (3)$$

式中, a_i 为游走区域下边界值; i 为变量; b_i 为游走区域上边界值; c_i^t 为当前迭代产生的最小值; d_i^t 为当前迭代产生的最大值。

在游走区域边界上,蚁狮设有一些陷阱,蚂蚁走到边界上,就会掉进去,这一过程的表达式为

$$\begin{cases} c_i^t = P_{AL,j}^t + c^t \\ d_i^t = P_{AL,j}^t - d^t \end{cases} \quad (4)$$

式中, c^t 为最小个体; d^t 为最大个体; $P_{AL,j}^t$ 为第 j 只蚁狮所在的当前位置。

根据狩猎原则,蚁狮在捕获蚂蚁的规程中遵循一对一原则,即一只蚂蚁对应一只蚁狮。蚁狮能否将对应的蚂蚁捕获是由它的位置适应度值决定的,位置适应度值越小,蚁狮抓住蚂蚁的可能性就越小,反之,抓住蚂蚁的可能性就越大。在蚁狮选择抓捕对象时,利用轮盘赌法进行选择。另外,在抓捕过程中,蚂蚁可能会逃走,为防止这一行为,蚁狮迫使蚂蚁快速收缩,采用抛沙法使蚂蚁运动区域迅速收缩,其表达式为

$$\begin{cases} c^t = \frac{c^t}{I} \\ d^t = \frac{d^t}{I} \end{cases} \quad (5)$$

$$I = \begin{cases} 1, t \leq 0.1T \\ 10^v \cdot \frac{t}{T_{\max}}, t > 0.1T \end{cases} \quad (6)$$

式中, I 为收缩参量, v 为迭代变化量。

ALO算法利用轮盘赌法更新蚂蚁的位置,其表达式为

$$P_{Ant,q}^{t+1} = \frac{R_A^t(l) + R_E^t(l)}{2} \quad (7)$$

式中: l 为蚂蚁游走步长; $R_A^t(l)$ 为第 q 只蚂蚁根据轮盘赌法在第 t 次迭代的位置; $R_E^t(l)$ 为第 q 只蚂蚁根据精英策略在第 t 次迭代的位置。

蚁狮捕获蚂蚁的条件是二者适应度值相等,即

$$P_{AL,j}^t = P_{Ant,q}^t \quad (8)$$

式中, $P_{Ant,q}^t$ 为第 q 只蚂蚁在第 t 次迭代时的位置。

2 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种典型的机器学习方法,主要用于解决非线性分类回归问题^[9-10], SVM采用二次规划法对目标问题进行求解,能够避免算法陷入局部最优, SVM的另一个优点是不受样本容量的限制,目前已得到广泛应用。SVM的分类原理如下。

令优化问题为

$$\min \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (9)$$

$$\text{s.t. } y_i [\omega^T \varphi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$$

式中, C 为惩罚参数; n 为样本容量; ω 和 b 分别为权向量和偏置量; ξ_i 为松弛量。

引入拉格朗日乘子后,可对式(9)进行转化,进而可以得到决策函数,具体如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1, j=1}^n a_i^* y_i (x_i, x_j) + b^* \right) \quad (10)$$

式中, a_i 为引入的乘子; y_i 为原始输出值。

在进行数据分类时,为了改善分类效果,需要依靠核函数来完成数据的空间转化,核函数的基本形式为

$$K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)] \quad (11)$$

将决策函数和核函数进行结合,可以得到:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1, j=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right) \quad (12)$$

径向基核函数的空间转化效果更好,本文选择径向基核函数,该函数的表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp \left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (13)$$

式中, σ 为核函数的带宽,简称核宽度。

研究表明,SVM的分类效果受参数 C 和 σ 的影响很大^[11],本文采用ALO算法对其参数和进行优化,以提高SVM的分类准确性。

3 基于ALO-SVM的电力通信网故障模型

电力通信网故障类型主要包括光信号丢失、设备异常掉电、以太网接口未连接、板类型失配和应用板未安装等5种,故障类型不同时,此类故障对应的告警数据也是有区别的,因此可以将故障告警数据作为支持向量,利用ALO算法找寻 C 和 σ 的最优值,建立ALO-SVM模型,对电力通信网故障进行诊断。ALO-SVM模型的建立步骤为

(1) 对电力通信网告警数据进行搜集,提取故障特征信息,将其归一化。

(2) 将SVM初始化,给定惩罚参数 C 和核宽度 σ 初始值,并设置寻优范围。

(3) 设置ALO算法参数,主要有最大迭代次数、蚁狮数量等。

(4) 把 C 和 σ 作为搜索目标,利用SVM进行首次训练并输出结果,计算初始适应度值,本文SVM输出结果的综合正确率作为适应度函数,具体如下:

$$\chi_j = \frac{\sum_{j=1}^m (p_j - q_j)}{\sum_{j=1}^m p_j} \times 100\% \quad (14)$$

式中, χ_j 为综合正确率,为故障类型的种类; p_j 、 q_j 分别为第 j 类故障的样本总量和误诊断的数量。

(5) 记录当前最优解,并对蚁狮位置进行更新,将更新后的适应度值与当前最优解比较,如果前者更好,则用前者替代后者,否则,后者保持不变。

(6) 判断是否达到迭代终止条件,若是则输出 C 和 σ 的最优解,否则返回步骤(5)。

(7) SVM获得最优参数后,利用ALO-SVM模型进行诊断。

4 算例分析

采用300组电力通信网故障数据进行仿真分析,故障类型包括光信号丢失、设备异常掉电、以太网接口未连接、板类型失配、应用板未安装和无故障等6种,6种故障的标号及样本总量如表1所示。将300组样本数据分为训练集和测试集,其中训练集中6种故障的样本总量均为40,测试集中6种故障的样本总量均为10。

将最大迭代次数设为200、蚁狮数量设为70。在Matlab软件中进行仿真分析,在软件中训练ALO-SVM模型,同时利用ALO算法找寻和的最优值,如图1所示为ALO

算法的迭代收敛曲线,在图1中可以看出,迭代计算进行了55次时,适应度值不再变化,此时电力通信网故障诊断结果的综合正确率为0.992,可见ALO-SVM电力通信网故障模型的训练效果较好。此时参数和的最优解分别为37.32和1.92。

表1 6种故障的标号及样本总量

故障类型	标号	样本总量
光信号丢失	1	50
设备异常掉电	2	50
以太网接口未连接	3	50
板类型失配	4	50
应用板未安装	5	50
无故障	6	50

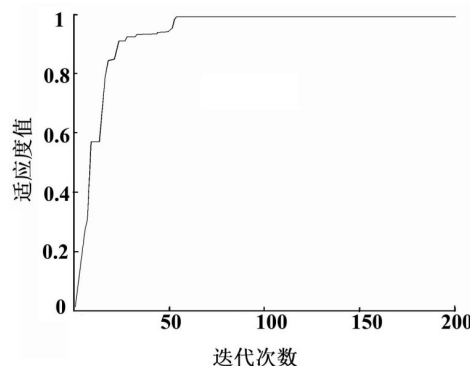


图1 ALO算法的收敛曲线

将 C 和 σ 的最优解赋给SVM,对测试集中的60组样本数据进行故障诊断,为了对比分析,采用贝叶斯算法和卷积神经网络算法分别建立电力通信网故障诊断模型,对测试集样本进行故障诊断,ALO-SVM算法、贝叶斯算法和卷积神经网络算法的诊断结果分别如图2~4所示。

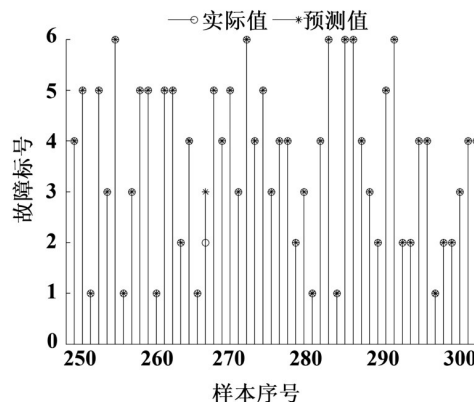


图2 ALO-SVM算法诊断结果

由图2~4可知,本文所提ALO-SVM算法在对电力通信网进行故障诊断时出现了1次误诊断,而贝叶斯算法和卷积神经网络算法分别出现误诊断的次数分别为3次和6次,可见基于ALO优化SVM的电力通信网故障诊断方法的诊断效果更好。

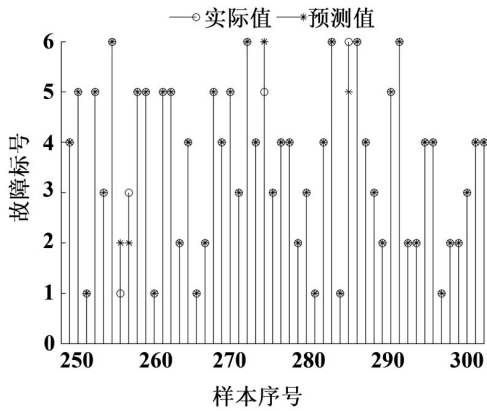


图3 贝叶斯算法诊断结果

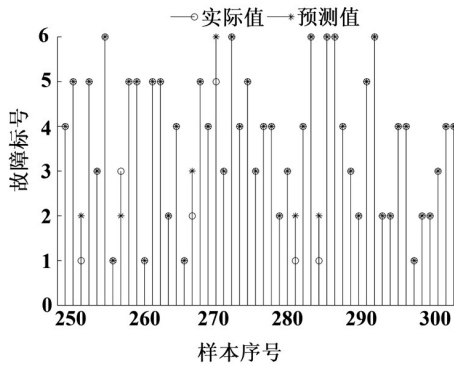


图4 卷积神经网络算法诊断结果

3种方法对测试集样本诊断结果的综合正确率如表2所示,从表2可以看出,ALO-SVM算法、贝叶斯算法和卷积神经网络算法的综合正确率分别为98%、94%和88%,可见本文所提电力通信网故障诊断方法的诊断效果更好,验证了该方法的正确性和实用性。

表2 3种方法综合正确率对比

方法	本文方法	贝叶斯算法	卷积神经网络算法
综合正确率	98%	94%	88%

5 结束语

本文采用蚁狮算法对支持向量机的惩罚参数和核宽度进行优化,建立 ALO-SVM 电力通信网故障诊断模型,将本文所提方法应用于电力通信网故障诊断,并与其他

方法对比,结果表明,本文所提方法能够显著提升电力通信网故障诊断精度,诊断效果更好。

参考文献:

- [1] 施健, 于蒙, 赵阳, 等. 基于动态模糊 Petri 的电力通信现场故障诊断方法研究[J]. 计算机与数字工程, 2020, 48(1): 221-225.
- [2] 吴利杰, 安致嫒, 张勇, 等. 基于深度学习的电力骨干通信网故障诊断方法[J]. 电子世界, 2020(14): 32-33.
- [3] 王海龙, 蔡峡, 郭宇飞. 基于改进神经网络的电力通信网络故障诊断策略研究[J]. 电气技术与经济, 2023(1): 50-52.
- [4] 刘芳. 基于案例库的电力通信故障诊断算法研究[J]. 河北电力技术, 2019, 38(4): 38-41.
- [5] 李梦. 动态贝叶斯网络在电力通信网故障诊断中的应用[J]. 电力大数据, 2022, 25(5): 10-18.
- [6] 邵淦, 吴昊, 姚朔晔. 基于 CNN 卷积神经网络的电力通信网故障诊断[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(5): 111-115, 119.
- [7] 聂晓音, 谢刚, 李洋, 等. 基于栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 158-163.
- [8] 刘颖明, 王瑛玮, 王晓东, 等. 基于蚁狮算法的风电集群储能容量配置优化方法[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 431-437.
- [9] 李启迪, 黄治翰, 汪晗, 等. 基于 IGA 优化 SVM 的变压器故障诊断[J]. 黑龙江电力, 2021, 43(4): 342-345, 376.
- [10] 刘震宇. 基于支持向量机的电力系统调度数据异常检测方法[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(6): 24-27, 37.
- [11] 刘闯, 何沁鸿, 卢银均, 等. 输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(6): 131-137.

作者简介:宋志强(1987—),男,本科,工程师,研究方向:电力生产智能化与数字化管理,新能源电力系统控制与运营管理等。

(上接第13页)

[7] 刘尔晨, 刘天涯. 基于小波神经网络的机器人模糊控制算法[J]. 工业仪表与自动化装置, 2023(4): 84-88.

[8] 何苗, 刘希莲, 李金屏, 等. BP小波神经网络自适应调节步长的改进算法[J]. 济南大学学报, 2001, 12(5): 315-318.

[9] 李金屏, 何苗, 刘明军, 等. 提高BP小波神经网络收敛速度的研究[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(1): 28-30.

[10] 黄喜元, 王青, 董朝阳. 基于归一化神经网络的航天器自适应姿态跟踪控制[J]. 宇航学报, 2010, 31(11): 2542-2549.

[11] ZHANG Q. Using wavelet network in nonparametric estimation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(2): 227-236.

作者简介:葛升民(1964—),男,博士,教授,研究方向:空间飞行器姿态控制。