

融合 GWO 算法与 BP 神经网络的小电流接地选线装置研究

周 宣

(安徽中烟工业有限责任公司滁州卷烟厂, 安徽 滁州 239000)

摘 要: 为降低配电网络的布线成本以及平均电阻, 研究首先利用灰狼优化算法解决小电流接地选线问题, 并通过反向传播神经网络解决传统灰狼优化算法容易陷入局部最优解的缺陷, 采用分层自适应学习速率来加速算法的收敛速率, 设计一种新的融合灰狼优化算法与反向传播神经网络的小电流接地选线模型。实验结果表明, 研究提出的算法在多种同类算法中展现出了最快的收敛速度, 当运行时间达到 0.265 s 时, 其 F1 值开始趋于收敛, 并最终稳定在 97.52% 的高水平。研究所提出的接地选线模型具有准确率高、成本控制好、电阻减小程度大等优点, 配电网络提供了一种高效、准确的选线策略。

关键词: GWO 算法; BP 神经网络; 接地选线装置

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)05-0155-05

Research on Small Current Grounding Line Selection Device Combining GWO Algorithm and BP Neural Network

ZHOU Xuan

(Chuzhou Cigarette Factory of Tobacco Anhui Industrial Co., Ltd., Chuzhou 239000 China)

Abstract: In order to reduce the wiring cost and average resistance of the distribution network, the study first uses the grey wolf optimization algorithm to solve the problem of small current grounding line selection, and solves the problem of traditional grey wolf optimization algorithms easily falling into local optima through backpropagation neural networks. The algorithm adopts a hierarchical adaptive learning rate to accelerate the convergence rate. Finally, a new low current grounding line selection model combining grey wolf optimization algorithm and backpropagation neural network is designed. The experimental results show that the proposed algorithm exhibits the fastest convergence speed among various similar algorithms. When the running time reaches 0.265 seconds, its F1 value begins to converge and eventually stabilizes at a high level of 97.52%. The grounding line selection model proposed by the research institute has advantages such as high accuracy, good cost control, and large degree of resistance reduction. The distribution network provides an efficient and accurate line selection strategy.

Keywords: GWO algorithm; BP neural network; grounding line selection device

0 引言

小电流接地选线装置是电力系统中重要的安全设备, 它能够准确地检测和定位地线接地故障, 保护电力设备和人员的安全。王玉赞等研究者针对大型电网和小型微电网中短期风电功率预测精度不足的问题, 提出了一种基于灰狼优化器-反向传播算法(grey wolf optimizer-back propagation, GWO-BP)的预测组合模型。该模型结合卷积神经网络和灰狼优化算法, 通过数据离散化和参数优化, 提高了预测精度。结果显示, 与现有预测系统相比, 该方法具有更高的预测精度^[1]。莫仕勋等人针对智能接地配电系统选线判据灵敏性差、高阻接地故障易拒动的问题, 基于电流修正的智能接地配电系统高阻接地故障选线判据优化方法, 经 Matlab 建模仿真验证, 新判

据能有效应对 4 000 Ω 以下高阻接地故障, 具有可靠性和有效性^[2]。然而, 传统的接地选线装置在实际应用中仍然存在一些问题。首先, 它们的分类准确率和故障定位精度有限, 尤其是在复杂的电力系统环境中。其次, 它们的计算效率较低, 不适用于大规模电力系统^[3-4]。针对这些问题研究在 GWO 算法的基础上解决小电流接地选线问题, 并通过 BP 神经网络解决传统 GWO 算法容易陷入局部最优解而无法找到全局最优解的问题, 采用分层自适应学习速率来加速算法的收敛速率, 设计一种新的融合 GWO 算法与 BP 神经网络的小电流接地选线模型。期望能够为小电流接地选线装置的设计和优化提供新的思路和方法, 为电力系统的安全运行作出贡献。

1 结合 GWO 算法与 BP 神经网络的地选线优化模型

*基金项目: 安徽省中国烟草批准项目 (2022311-5)

收稿日期: 2024-02-18

1.1 基于GWO算法的小电流接地选线优化算法

灰狼优化算法(grey wolf optimizer,GWO)是一种基于自然界中灰狼群体行为的启发式优化算法。灰狼是一种高度社会化的动物,具有协作和竞争的行为特征。GWO算法通过模拟灰狼个体之间的合作和竞争,来求解最优化问题。GWO算法应用于小电流接地选线装置中有以下几个优势^[5-6]。首先GWO算法能够模拟灰狼群体的个体行为,通过不断搜索整个解空间,寻找全局最优解。这对于小电流接地选线装置来说非常重要,因为接地线路的特征参数选择涉及复杂的电力系统拓扑和电气参数,需要在多个变量和约束条件下找到最佳解决方案^[7-8]。其次GWO算法具有快速收敛的特点,通过灰狼个体之间的合作和竞争,可以快速找到最佳解决方案。相比传统的优化算法,如遗传算法和粒子群算法,GWO算法在求解复杂问题时具有更高的效率和准确性。最后GWO算法对初始解的选择并不敏感,具有较好的鲁棒性。这意味着无论初始解是随机选择的还是根据经验选择的,GWO算法都能够在搜索过程中找到最优解。对于小电流接地选线装置来说,这意味着算法在不同场景和不同初始条件下都能够得到可靠的结果。综上所述,GWO算法在小电流接地选线装置中具有全局优化能力、高效性、鲁棒性等优势,能够提供有效的解决方案,利用GWO算法解决小电流接地选线问题的算法流程如图1所示。

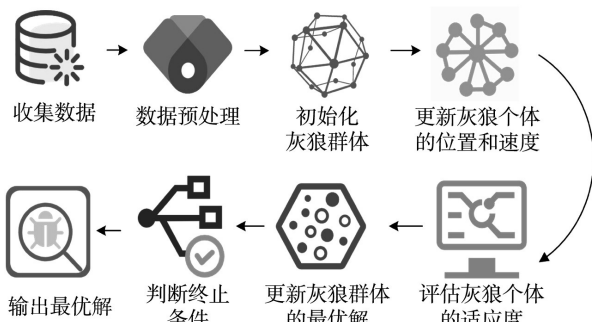


图1 利用GWO算法解决小电流接地选线问题的算法流程

首先,收集一系列与小电流接地相关的数据样本。这些数据样本应包括接地电阻、地电位等相关参数。同时,还需收集各种可能的接地线路的特征参数,如长度、位置等。第二步对收集到的数据进行预处理,包括数据清洗、去噪、归一化等操作,以便提高后续算法的效果。第三步初始化灰狼群体,根据问题的特点和规模,初始化一定数量的灰狼个体作为初始群体。每个灰狼个体代表一个接地线路方案。第四步确定灰狼个体的位置和速度,根据问题的特征参数,确定每个灰狼个体的位置和速度。位置代表接地线路方案中各个特征参数的取值,速度代表灰狼个体在搜索空间中的移动方向和速率。然后

更新灰狼个体的位置和速度,根据GWO算法的迭代规则,通过计算和更新每个灰狼个体的位置和速度,使灰狼个体逐渐向最优解靠近。第六步评估灰狼个体的适应度,根据适应度函数,计算每个灰狼个体的适应度值,用于评估解的质量。第七步更新灰狼群体的最优解,根据灰狼个体的适应度值,更新灰狼群体的最优解,以及最优解对应的接地线路方案。第八步判断终止条件,通过设定终止条件,如达到最大迭代次数或满足一定的收敛条件,判断是否终止GWO算法的迭代。最后输出最优解,在GWO算法的迭代过程中,记录每次迭代中的最优解,最终输出收敛到的最优解作为优化后的接地线路方案。在接地线路的选择中,可能存在多个优化目标,如最小化接地电阻、最小化成本、最大化可靠性等。在使用GWO算法进行优化之前,需要明确确定优化目标。其中最大化可靠性目标函数如式(1)所示。

$$\text{maximize}(\text{Reliability}) = \text{Rel1} * \text{Rel2} * \text{Rel3} \quad (1)$$

式中,Rel1表示的是整体可靠性指标,Rel2表示的是接地电阻可靠性指标,Rel3表示的是设备可靠性指标。接地电阻是评估接地线路性能的重要指标。使用概率分布函数(probability distribution function,PDF)来描述接地电阻的分布情况,并计算其平均值和方差。整体可靠性指标(system reliability,SR),可以使用故障树分析(fault tree analysis,FTA)来计算整个接地线路的可靠性,通过将系统故障分解为基本事件,并使用逻辑门进行组合,得出系统的可靠性指标。设备可靠性指标使用可靠性工程的方法来计算,包括故障率、失效模式和影响度分析等。

1.2 基于GWO算法的改进小电流接地选线模型

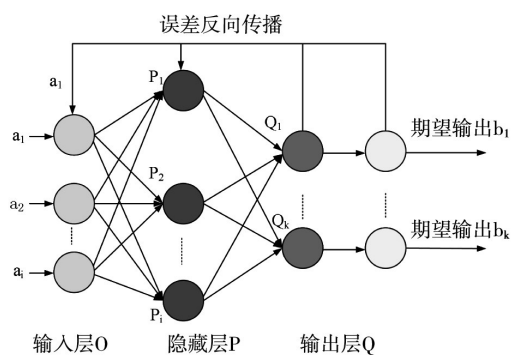


图2 BPNN的基本结构

由于GWO算法是基于群体智能的优化算法,存在一定的缺陷和问题,例如在搜索过程中,算法可能会陷入局部最优解而无法找到全局最优解^[9-10]。为了克服GWO算法的这些缺陷,研究使用BP神经网络进行改进。BP神经网络是一种基于梯度下降的优化算法。一般的BP神经网络分别由一个输入层、隐含层和输出层构成的三层前馈神经网络,通过反向调整目标输出与实际的误差,来

修正连接权值,以实现网络预测的精确性^[11]。既有的研究成果表明,一个三层BP网络可以任何精度逼近函数,从而对非线性关系问题有更直接有效的解决方法,其基本模型结构如图2所示。

传统的BP神经网络由输入层(O)、输出层(Q)以及中间的隐含层(P)构成,是一种误差反向传播网络。设输入层维度为 n_0 ,隐含层节点数为 m ,输出层节点数为 n_1 ,层

数为 l 。用 w_{ij}^l 来表示第 $l-1$ 层第 i 个节点与下一层第 j 个节点的连接权值,节点偏置表示为 b_j^l 。将GWO算法优化得到的接地线路方案作为输入,将接地电阻、地电位等参数作为输出,使用BP神经网络进行训练便可以得到融合GWO算法与BP神经网络的小电流接地选线装置模型,其算法流程如图3所示。

首先数据收集与预处理,收集大量的接地线路相关

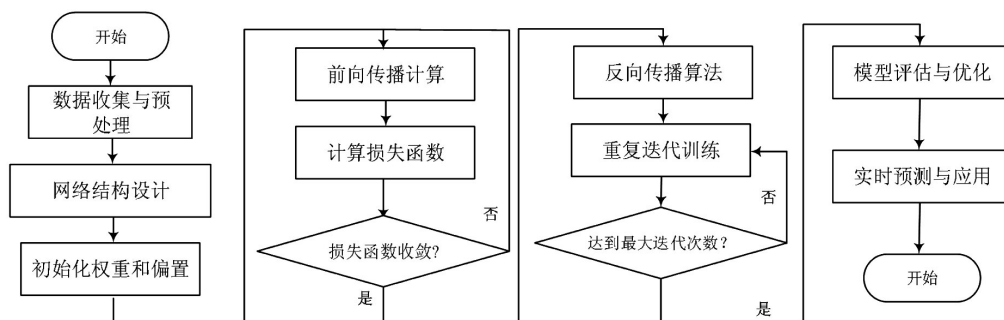


图3 融合GWO算法与BP神经网络的小电流接地选线装置模型

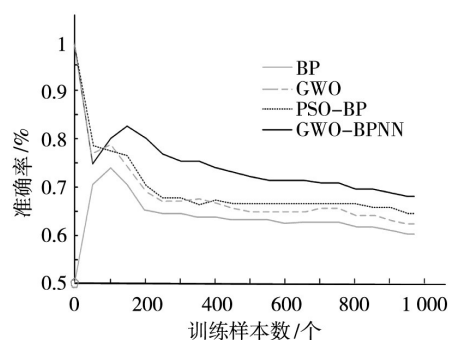
数据,包括接地电阻、地电位以及其他相关参数。对数据进行预处理,包括去除异常值、标准化或归一化等处理,以确保数据的准确性和可靠性。然后确定BP神经网络的结构,包括输入层、隐藏层和输出层的节点数量和连接方式。可以根据实际情况和需求进行调整和优化。第三步初始化权重和偏置,随机初始化BP神经网络的权重和偏置,以便后续的训练和优化过程。第四步前向传播计算,将GWO算法优化得到的接地线路方案作为输入,通过前向传播计算得到网络的输出结果。计算损失函数,将网络的输出结果与真实值进行比较,计算损失函数来衡量预测结果的准确性。研究采用分层自适应学习速率其公式如式(2)所示。

$$lr(t) = \frac{lr_0}{1 + decay_rate * t} \quad (2)$$

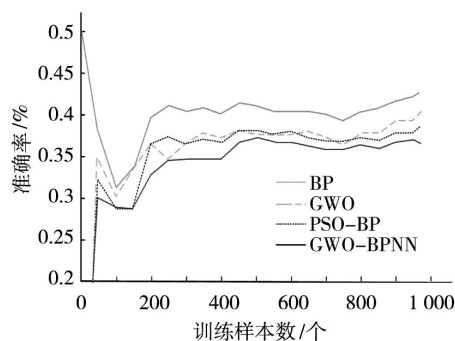
式中, $lr(t)$ 表示在第 t 次迭代中的学习速率, lr_0 是初始学习速率, $decay_rate$ 是衰减系数, t 是迭代次数。然后判断损失函数是否收敛,设置一个预先确定的阈值,当损失函数的变化小于该阈值时,认为模型已经收敛,停止迭代。第六步进行反向传播,根据损失函数的值,使用反向传播算法来更新神经网络的权重和偏置,以减小损失函数,提高预测准确性。然后重复迭代训练:重复进行前向传播和反向传播的步骤,直到达到预设的停止条件(如达到最大迭代次数或损失函数的收敛)。第八步使用验证集或交叉验证的方法对训练好的模型进行评估,评估指标可以包括均方误差(mean squared error, MSE)、准确率等。根据评估结果,进行模型的优化和调整,以提高模型的性能。最后实时预测与应用:将训练好的模型应用于实际

的接地线路选线装置中,进行实时预测和优化,以提供更准确和可靠的接地线路方案。

2 算法性能分析与应用性实验



(a) 四种算法的精度比较



(b) 四种算法的均方误差比较

图4 四种样本分类算法的准确率和均方误差变化

为了更好地验证GWO-BPNN算法的性能,实验选择将其与BP神经模型、GWO算法、粒子群优化结合反向传播模型(particle swarm optimization-back propaga-

tion, PSO-BP)这三种模型的性能进行对比验证。实验采用一台配置为Intel Core i7处理器、16 GB内存、NVIDIA GeForce GTX 1060显卡的计算机进行,实验在Windows 10操作系统下进行,使用MATLAB 2022a作为算法实现和数据分析的工具。实验采用一个包含多种小电流接地选线场景的样本数据集进行验证,其中包含500个样本,每个样本包含10个特征。图4展示了4种算法对样本进行分类的准确率和均方误差的变化情况。从图4(a)中可以看出,GWO-BPNN模型的分类效果优于其他三种模型。GWO-BPNN模型相对于BP模型、GWO模型和PSO-BP模型,小电流接地选线的准确率分别提高了12.23%、8.56%和5.78%。图4(b)显示,GWO-BPNN模型的均方误差低于其他三种模型,说明分类结果与真实值更接近。相对于BP模型、GWO模型和PSO-BP模型,GWO-BPNN模型的均方误差分别降低了11.87%、5.56%和3.32%。

实验还记录了训练过程中四种算法的F1值变化情况,这是一个综合评估模型性能的指标。精确率表示模型预测为正类的样本中实际为正类的比例,召回率表示模型正确识别为正类的比例。F1值综合了这两个指标,更全面地评估了模型的性能,实验结果如图5所示。

在图5中,可以观察到随着系统运行时间的增加,四种算法的F1值也呈现出上升的趋势。值得注意的是,GWO-BPNN模型展现出了最快的增长速率。当运行时间达到

0.265 s时,其F1值开始趋于收敛,并最终稳定在97.52%的高水平。与此同时,BP模型的收敛速度稍显缓慢,在运行时间为0.520 s时,其F1值趋向于收敛,并最终达到96.22%。相比之下,GWO模型的表现最为欠佳,需要运行至0.575 s时,其F1值才趋近收敛,且最终水平相对较低,为93.84%。而PSO-BP模型则呈现出了最慢的收敛速度,但其最终F1值仍能够稳定在95.95%的水平。其中,GWO-BPNN模型以其快速的收敛速度和超高的F1值,展现出了显著的优势,彰显出融合算法在提升选线装置性能方面的巨大潜力。为了验证该算法在选线装置的选择中具有较好的应用潜力,研究在24个不同的配电网应用该算法进行了应用分析,以成本节约程度与接地电阻减小程度作为评价指标,分别对文献[12]所提小电流选线法和本研究提出的方法进行评价,实验结果如图6所示。

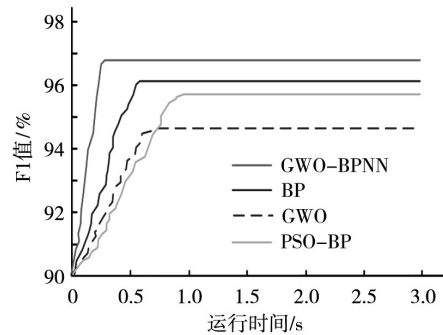


图5 四种模型运行过程中F1值的变化情况

根据图6(a)和图6(c),可以观察到小电流选线法和研

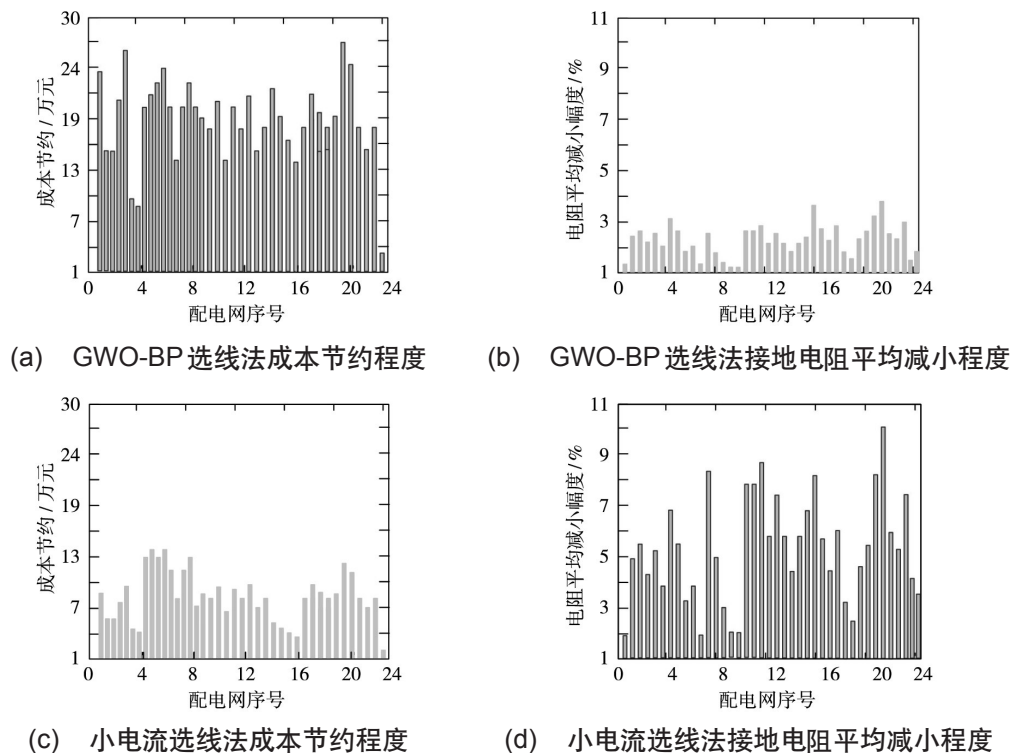


图6 文献[12]提方法和本研究提出的方案应用分析

究所提出的方法在配电网的成本控制方面有不同程度的效果。然而,研究所提出的方法在成本控制方面比小电流选线法提高了30%以上。从图6(b)和图6(d)可以看出,这两种方法在接地电阻减小程度方面都有不错的表现。然而,研究所提出的方法在接地电阻减小程度方面表现更出色。在第22号配电网中,方法能够实现更大的接地电阻减小程度。这些结果表明,该方法能够有效地降低成本并提高接地电阻的减小程度。

3 结束语

为解决传统的接地选线分类准确率和故障定位精度有限,不适用于大规模电力系统的问题。研究在GWO算法的基础上解决小电流接地选线问题,并结合BP神经网络设计出一种新的融合GWO算法与BP神经网络的小电流接地选线模型。算法性能测试结果显示,GWO-BPNN模型展现出了最快的增长速率。当运行时间达到0.265 s时,其F1值开始趋于收敛,并最终稳定在97.52%的高水平。与此同时,BP模型的收敛速度稍显缓慢,在运行时间为0.520 s时,其F1值趋向于收敛,并最终达到96.22%。相比之下,GWO模型的表现最为欠佳,需要运行至0.575 s时,其F1值才趋近收敛,且最终水平相对较低,为93.84%。在模型应用性实验中,小电流选线法和研究所提出的方法在配电网的成本控制方面有不同程度的效果。然而,所提出的方法在成本控制方面比小电流选线法提高了30%以上。此外,所提出的方法在接地电阻减小程度方面表现更出色,能够实现更大的接地电阻减小程度。综上所述,研究所提出的基于GWO-BPNN算法的接地选线模型具有准确率高、成本控制好、电阻减小程度大等优点。但在研究过程中,样本数据所涵盖的区域有限,因此研究尚未全方面地展开讨论,在后续研究中,将进一步扩大样本数据,以此为大面积电力设备安全作出贡献。

参考文献:

[1] 王玉赞,王笑南,段钊江.基于GWO-BP模型的短期风力

发电预测[J].云南水力发电,2023,39(9):67-71.

[2] 莫仕勋,沈耿宇,莫小锋,等.基于电流修正的智能接地配电系统高阻接地故障选线判据优化方法[J].电工电能新技术,2023,42(11):84-92.

[3] 刘单华,李直,常丽,等.基于超状态隐马尔科夫模型的智能电表检测[J].微型电脑应用,2023,39(6):12-16.

[4] 滕士雷,吴卫东.基于STM32的干式生化电解质分析仪的研究与设计[J].计算机测量与控制,2023,31(11):306-314.

[5] Cao,F,Zhou,M,Cheng,C.W,et al.Interaction of plasmonic bound states in the continuum[J].Photonics Research,2023,11(5):724-731.

[6] Jiang R,Zheng Y.Series arc fault detection using regular signals and time-series reconstruction[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2022,70(2):2026-2036.

[7] 周强,王钰萌,王廷凯.信息处理单元测试系统并行测试技术研究[J].计算机测量与控制,2023,31(9):1-8,15.

[8] 徐炳辉,苏有斌,白宏权,等.基于BP神经网络的铁轨上行人检测方法[J].自动化技术与应用,2023,42(5):76-79.

[9] 黄建钟.基于瞬时有功同步原理的直流充电桩效率检测方法[J].微型电脑应用,2023,39(10):156-160.

[10] 金天贺,韩丙同,张小廷,等.基于LXI总线的热电偶采集系统设计与应用验证[J].计算机测量与控制,2023,31(10):247-254.

[11] 李超,吴垚.基于软件自动化的天线高速切换箱的设计[J].微型电脑应用,2023,39(10):130-133.

[12] 高文利,席东民,王晗,等.基于特征融合与ELM的小电流接地选线新方法[J].电子测量技术,2023,46(13):176-184.

作者简介:周宣(1985-),男,本科,工程师,研究方向:自动化技术。

(上接第120页)

线路故障测距[J].自动化技术与应用,2023,42(3):36-39.

[7] Rajpoot S C,Pandey C,Rajpoot P S,et al.A Dynamic-SUGPDS Model for Faults Detection and Isolation of Underground Power Cable Based on Detection and Isolation Algorithm and Smart Sensors[J].Journal of Electrical Engineering&Technology,2021,16(4):1799-1819.

[8] 潘文霞,谢晨,赵坤,等.计及护层环流的电缆温升分析与故障定位方法研究[J].电机与控制学报,2021,25(1):38-45.

[9] 柴鹏,周灏,张煜,等.基于双端行波法的电缆线路短路故障定位改进[J].中国电力,2020,53(11):168-174.

[10] 胡轶波,吕佳佳,彭翰川,等.基于空间电场探针的输电线路故障行波检测[J].电力科学与技术学报,2020,35(4):27-32.

作者简介:王志强(1991-),男,硕士,中级工程师,研究方向:电力电缆故障检测。