

文章编号: 1671-7449(2025)03-0298-07

J. Test Measur. Technol., 2025, 39(3): 298-304.

基于改进BP神经网络的ADSS光缆弧垂监测算法

孔小红¹, 李伟², 张明¹, 陈鹏¹, 魏鹏超¹, 管翰林¹

(1. 国网南京供电公司 信息通信分公司, 江苏 南京 210019; 2. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024)

摘要: 电力通信光缆弧垂是保证信息通信以及电网稳定运行的重要指标。针对全介质自承式(All Dielectric Self-Supporting, ADSS)光缆线路在复杂环境下监测效率低, 无法实时进行监测, 且运维成本过高等问题, 提出了一种基于测量数据和静态数据相融合的弧垂监测机理模型。又由于在实际工程现场中存在风速、温度、湿度等非线性因素, 提出了一种采用激光雷达校准的基于理想曲线的物理机理建模与粒子群算法改进的BP神经网络模型融合的弧垂计算算法, 实现了ADSS光缆线路弧垂的精准监测。实验结果表明, 相比于传统的弧垂监测方法, 所提算法显著提升了弧垂监测精度, 证明了算法的有效性, 满足工程测量精度要求。

关键词: 光缆弧垂; 物理机理模型; 误差估计; 神经网络

中图分类号: TP183

文献标识码: A

doi: 10.62756/csjs.1671-7449.2025037

引用格式: 孔小红, 李伟, 张明, 等. 基于改进BP神经网络的ADSS光缆弧垂监测算法[J]. 测试技术学报, 2025, 39(3): 298-304.

KONG Xiaohong, LI Wei, ZHANG Ming, et al. ADSS cable sag monitoring algorithm based on improved BP neural network[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(3): 298-304.

ADSS Cable Sag Monitoring Algorithm Based on Improved BP Neural Network

KONG Xiaohong¹, LI Wei², ZHANG Ming¹, CHEN Peng¹, WEI Pengchao¹, GUAN Hanlin¹

(1. Information and Telecommunication Branch, State Grid Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210019, China;
2. State Grid Jiangsu Electric Co., Ltd., Nanjing 210024, China)

Abstract: The sag of power communication optical cables is an important indicator to ensure the stable operation of information communication and the power grid. A sag monitoring mechanism model based on the fusion of measurement data and static data is proposed to address the low monitoring efficiency, inability to monitor in real-time, and high operation and maintenance costs of all dielectric self-supporting (ADSS) fiber optic cable lines in complex environments. Additionally, due to the presence of nonlinear factors such as wind speed, temperature, and humidity in actual engineering sites, a sag calculation algorithm is proposed that integrates ideal curve based physical mechanism modeling and particle swarm optimization algorithm improved BP neural network model using LiDAR calibration to achieve accurate monitoring of ADSS fiber optic cable line sag. The experimental results show that the proposed algorithm significantly improves the accuracy of sag monitoring compared to traditional sag monitoring methods, proving the effectiveness of the algorithm and meeting the requirements of engineering measurement accuracy.

Key words: optical cable sagging; physical mechanism model; error estimation; neural networks

收稿日期: 2024-05-14

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2023074)

作者简介: 孔小红(1966-), 男, 高级工程师, 主要从事电力系统及自动化研究。E-mail: 13968535696@126.com.

0 引言

随着智能电网的高速发展, 电力通信光缆运维管理的重要性日益突出。其中, 全介质自承式 (All Dielectric Self Supporting, ADSS) 光缆因不易遭受雷击, 不含金属材料, 有很好的电磁屏蔽效果, 安装方便等优点, 在电力系统骨干通信网中约占 47%, 得到了广泛应用^[1]。但由于其全介质的材料特性, 且大部分线路分布在郊区旷野, 易受恶劣天气、山坡地理条件等客观自然因素影响, 容易引发光缆弧垂过大、对地距离不够等安全隐患, 直接影响电力通信的稳定运行^[2]。因此, 对于 ADSS 光缆弧垂在线监测具有重要意义。

电力通信线路的传统巡检方式为人工巡检, 采用弧垂测量仪器对线路弧垂进行计算, 但存在需定期巡检、工作强度大、检测效率低、实时性差等问题^[3]。基于力学模型测量弧垂通常依赖于各类传感器, 如温度、张力、倾角传感器等, 用于实现对线路弧垂的间接监测, 然而, 传感器的安装位置等因素可能会导致弧垂监测误差相对较大^[4]。此外, 基于智能算法预测弧垂也日渐成熟^[5]。辛红斌等^[6]提出一种基于遗传算法特征自适应赋权的支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 来预测输电线路弧垂的方法, 提高了弧垂的计算精度。籍海亮等^[7]采用遗传算法对 BP 神经网络的权值和阈值进行优化, 实现对输电线路弧垂进行计算。然而, 仅仅通过神经网络进行拟合预测难以解释其数学规律, 会导致模型的不稳定性。

上述方法在弧垂监测研究中都存在着不同的局限性。针对 ADSS 光缆线路在复杂环境下监测难度较大, 目前大多为人工巡检, 运维成本过高, 且无法实时监测, 本文基于 ADSS 光缆物理受力机理, 结合杆塔上倾角传感器测量的光缆角度信息拟合光缆曲线, 再结合倾角传感器、激光雷达点云数据和采集到的温度、湿度、风速等信息, 提出了基于粒子群算法改进 BP 神经网络进行实时误差校正, 实现 ADSS 光缆弧垂及对地距离的精准监测。

1 ADSS 光缆弧垂监测机理模型

1.1 ADSS 光缆弧垂定义

由于光缆线路悬挂在杆塔之间的档距相对较

大, 且架设后对自身几何形状影响较小, 因此可将其视为一根柔索^[8], 如图 1 所示。ADSS 光缆弧垂是指光缆两侧悬挂点连线上的任意一点到悬挂曲线上的垂直距离, 最大垂直距离的点即为弧垂点^[9]。

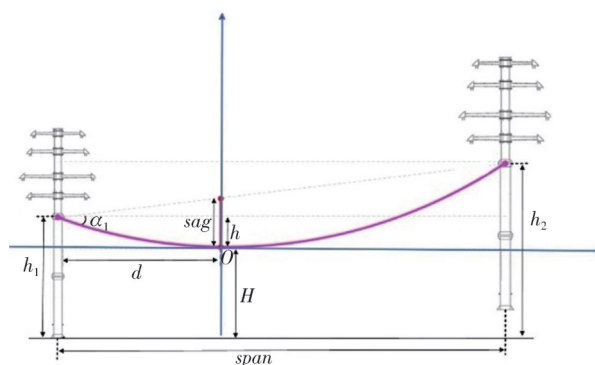


图 1 弧垂监测机理模型

Fig. 1 Mechanism model of sag monitoring

1.2 ADSS 光缆弧垂计算与曲线拟合

通过杆塔档距、近远端杆塔的挂点海拔高度等静态数据和杆塔倾角传感器提供的杆塔挂点处光缆悬挂倾角数据, 基于物理机理的方法在理想状态下拟合光缆曲线, 并计算出理论的光缆弧垂值及对地距离。

弧垂大小与光缆所受应力成反比, 与档距平方成正比。光缆应力与光缆自重及外界载荷相关。当前计算光缆弧垂主要有抛物线法和悬链线法, 从力学角度对光缆弧垂进行受力分析, 可提供具有一定精度的弧垂计算结果, 但在实际现场当中, 光缆应力以及外界载荷等都难以进行实时监测, 使得计算结果精度上存在一定的限制性, 并且接触式的测量存在很大的危险性^[10]。

因此, 本文将采用基于倾角传感器可提供挂点倾角的监测方法进行弧垂计算, 并拟合光缆曲线。如图 1 所示, 在被测 ADSS 光缆线路所在平面内建立坐标系 XOY, 以弧垂最低点为坐标原点, 利用弧垂相关数据建立多项方程组计算得到理论的光缆弧垂值、弧垂点的海拔高度以及弧垂点到杆塔间的距离。

其计算公式为

$$\begin{cases} ad^2 = h, \\ (span - d)^2 a = h - h_1 + h_2, \\ 2ad = \tan \alpha_1, \end{cases} \quad (1)$$

式中: a 为光缆拟合曲线的系数; d 为弧垂点与近

端杆塔的水平距离; h 为弧垂点与近端杆塔挂点海拔的垂直高度; $span$ 为杆塔档距; α_1 为通过倾角传感器测出低挂点杆塔光缆悬挂倾角; h_1 为近端杆塔挂点海拔; h_2 为远端杆塔点海拔。

为了方便计算, 将方程组求解得到

$$\begin{cases} sag = h + \frac{d(h_2 - h_1)}{span}, \\ H = h_1 - h, \end{cases} \quad (2)$$

式中: sag 为光缆弧垂值; H 为弧垂点对地海拔高度。

2 基于 PSO-BP 网络的光缆弧垂监测算法

2.1 粒子群算法

由于传统的 BP 神经网络是随机获取初始权值和阈值, 在模型迭代过程中易导致局部最优和预测结果波动性较大等缺陷, 因此, 寻找具有全局最优能力以及快速收敛效果的算法具有非常重要的实际意义^[11]。

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是基于模拟鸟群的觅食行为而提出的全局优化寻找最优解的一种算法^[12]。在 PSO 算法中, 每个粒子都被看作是一个待优化问题的潜在解, 当适应度发生变化时, 每个粒子会根据不同的适应度对自身的速度和位置进行不断地迭代更新, 最终寻找到全局最优位置, 即为问题的最优解^[13]。其迭代更新粒子的速度和位置的计算公式为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{gd}^k), \quad (3)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (4)$$

式中: k 为迭代次数; ω 为惯性权重; v_{id}^k 和 x_{id}^k 分别为第 i 个粒子在第 k 次迭代时的速度和位置; c_1 和 c_2 为学习因子, 通过调整 c_1 和 c_2 的值可以提高算法的收敛速度; r_1 和 r_2 为介于 0~1 之间的随机函数。

与其他优化算法相比, 粒子群算法原理简单、参数较少, 能够快速收敛且不易陷入局部最优, 因此得到了广泛的应用^[14]。

2.2 BP 神经网络结构

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络^[15]。该网络在学习过程中包括数据信号的前向传播和反向传播两部分, 其拓扑结构由输入层、隐藏层、输出层组成^[16]。BP 神经网络结构如图 2 所示。

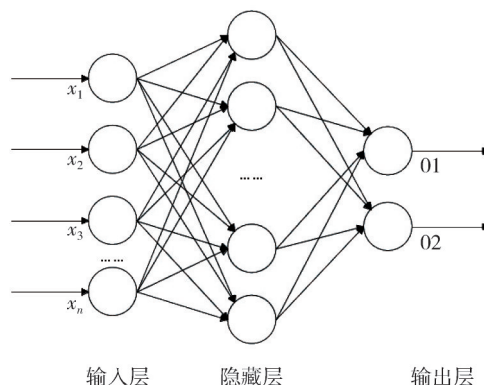


图 2 BP 神经网络结构图

Fig. 2 BP neural network structure diagram

对于不同的复杂问题, BP 神经网络模型的层数与节点数都会有所不同^[17]。本文将采用 3 层 BP 神经网络来预测 ADSS 光缆的弧垂值误差。

输入层为非线性因素 (温度和风速)、近远端杆塔挂点海拔高度差、近端倾角以及理论的光缆弧垂值, 即 5 个输入节点; 输出节点是通过激光雷达校准的光缆弧垂值误差, 即 1 个输出节点; 隐藏层的节点数由样本数据决定, 其节点数 y 的计算公式为

$$y = \sqrt{i + n} + b, \quad (5)$$

式中: y 为隐藏层节点数; n 为输入层节点数; i 为输出层节点数; b 为 1~10 之间的常数。

记输入层的样本数据为 X_n , 则隐藏层的输出为

$$Q_y = g\left(\sum W_{ny} X_n - a_y\right), \quad (6)$$

式中: Q_y 为隐藏层的输出, $y = 1, 2, \dots$; $g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 为 sigmoid 激励函数; W_{ny} 为隐藏层的权值; X_n 为隐藏层的输入; a_y 为隐藏层的阈值。

输出层的输出为

$$O_i = g\left(\sum W_{yi} Q_y - a_i\right), \quad (7)$$

式中: O_i 为输出层的输出, $i = 1, 2, \dots$; W_{yi} 为输出层的权值; a_i 为输出层的阈值^[18]。

当输出层的预测与标签值存在误差, 则计算误差并生成均方差函数, 且将误差反向传播, 使用梯度下降法不断调整各层各节点的权值和阈值, 使之达到一定精度或设定的学习次数后, 预测出其最终的弧垂误差, 得到最优预测网络模型^[19]。

2.3 ADSS 光缆弧垂计算算法

此外, 基于 PSO 改进的 BP 神经网络能够高效地实现对弧垂值进行误差补偿。对于修正后的弧垂值, 采用物理机理方法计算出最终的光缆弧

垂点的海拔高度以及弧垂点到杆塔间的距离。其物理机理公式为

$$\begin{cases} -pd_1 + sag_1 = h, \\ p(span - d_1) + sag_1 = h + h_2 - h_1, \\ sag_1 = h + d_1(h_2 - h_1)/span, \\ ad_1^2 = h, \\ (span - d_1)^2 a = h + h_2 - h_1, \end{cases} \quad (8)$$

式中：设两杆塔挂点直线为 $y = px + sag$, p 为该方程的系数; sag_1 为修正后的弧垂值; d_1 为修正后的弧垂点到低挂点杆塔间的距离。式(8)简化后得

$$H_1 = h_1 - sag_1 + \frac{d_1(h_2 - h_1)}{span}, \quad (9)$$

式中： H_1 为修正后光缆弧垂点的海拔高度。

本文提出了基于物理机理的曲线估算和 PSO 改进的 BP 神经网络的误差补偿相结合的算法，提高了数据的准确性和监测效率。其算法流程如图 3 所示。

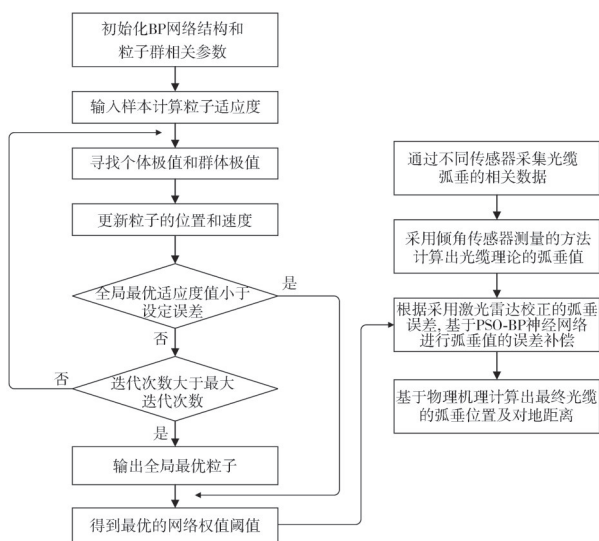


图 3 ADSS 光缆弧垂监测流程图

Fig. 3 ADSS cable sag monitoring flowchart

3 实验结果及分析

3.1 数据采集及预处理

本文所使用的光缆弧垂数据集由某国网供电公司提供，通过无人机机载雷达扫描已安装的弧垂监测设备的 ADSS 光缆线路，得到真实的相关弧垂数据，其中包含了不同电压等级下的 30 条 ADSS 光缆线路，并按照 7:3 的比例将其划分为训练集、测试集。光缆线路相关参数包括环境温度、湿度、风速、杆塔

档距、弧垂倾角以及近远端挂点海拔。某条 ADSS 光缆线路图如图 4 所示。



图 4 ADSS 光缆线路图

Fig. 4 Schematic diagram of ADSS fiber optic cable route

3.2 参数设置

粒子群算法初始参数设置为：最大迭代次数为 1 000；种群规模为 20；学习因子 c_1 和 c_2 取 1.49。粒子适应度函数为

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^m (t_k - y_k)}{m^2}, \quad (10)$$

式中： m 为样本数量； t_k 为神经网络输出值； y_k 为真实值。

BP 神经网络参数设置为：训练次数 1 000 次，学习速率为 0.01，目标最小误差为 0.001，动量因子为 0.01。

3.3 实验结果及分析

为了验证 BP 神经网络引入粒子群算法进行参数寻优后模型预测精度是否有提升，本实验将上述构建的 PSO-BP 神经网络模型和传统的 BP 神经网络模型分别对同一光缆弧垂数据集进行预测，得到两种网络模型修正的光缆弧垂值，并与其光缆的弧垂真实值进行比较，结果如图 5 所示。

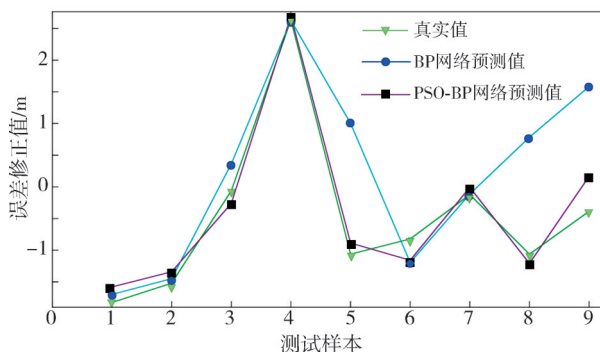


图 5 PSO-BP 网络与传统 BP 网络的预测值与真实值之间的对比图

Fig. 5 Comparison between the predicted and true values of PSO-BP network and traditional BP network

由图 5 可知,通过传统 BP 神经网络预测后的弧垂值曲线会偏离于 ADSS 光缆线路真实弧垂值曲线,而基于 PSO-BP 网络模型预测后的弧垂值会更加贴合于光缆线路真实弧垂值,且两者曲线基本吻合。因此,PSO-BP 神经网络模型显著提高了弧垂预测精度。

为了更加直观地分析 PSO-BP 神经网络模型和传统 BP 神经网络模型的预测值与真实值的误差,本实验将对 PSO-BP 网络和传统 BP 网络的误差值进行比较,如图 6 所示。由实验结果得到,PSO-BP 神经网络修正的弧垂误差基本趋于真实值附近,处于 0 值左右,总体上明显小于传统 BP 神经网络的弧垂误差,且传统 BP 神经网络波动性较大,证明了粒子群算法对于 BP 神经网络的优越性,提高了光缆弧垂计算的精度。

在得到修正的光缆弧垂值后,根据式(8)可计

算出 ADSS 光缆线路最终的弧垂值,实现弧垂精准测量。为了更好地验证本文算法的有效性,计算基于改进 BP 神经网络的弧垂监测算法得出的弧垂值,与基于物理机理的弧垂监测以及原始 BP 网络进行对比,实验结果如表 1 所示。

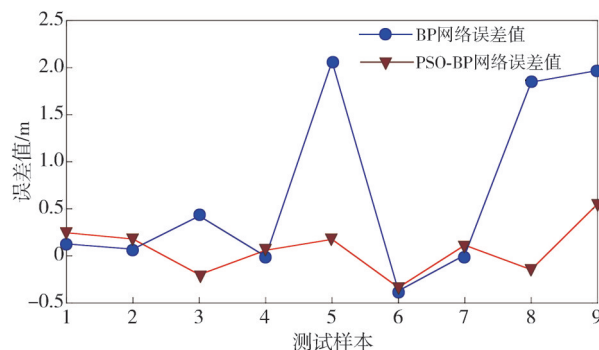


图 6 PSO-BP 网络与传统 BP 网络的误差对比图

Fig. 6 Error comparison chart between PSO-BP network and traditional BP network

表 1 对比实验结果

Tab. 1 Comparative experimental results

光缆线路	弧垂 真实值/m	物理机理模型			物理机理+BP 网络模型			物理机理+PSO-BP 网络模型		
		弧垂值/m	弧垂相对 误差/m	误差率/%	弧垂值/m	弧垂相对 误差/m	误差率/%	弧垂值/m	弧垂相对 误差/m	误差率/%
1	3.30	2.049	1.251	37.91	3.173	0.127	3.84	3.055	0.245	7.42
2	9.96	7.004	2.956	29.67	9.889	0.071	0.71	9.781	0.179	1.79
3	4.13	1.614	2.516	60.92	3.706	0.424	10.26	4.329	-0.199	4.81
4	6.68	8.505	-1.825	27.32	6.686	-0.006	0.08	6.621	0.059	0.88
5	3.96	5.480	-1.520	38.38	1.895	2.065	52.14	3.785	0.175	4.41
6	1.67	1.732	-0.062	3.71	2.042	-0.372	22.27	1.906	-0.236	14.13
7	7.21	4.575	2.635	36.54	7.202	0.008	0.11	7.097	0.113	1.56
8	6.57	7.632	-1.062	16.16	4.724	1.846	28.09	6.716	-0.146	2.22
9	10.69	11.512	-0.822	7.68	8.721	1.969	18.41	10.179	0.511	4.78
平均值				28.69			15.10			4.66

由表 1 可知,在这 9 组测试集中,基于物理机理模型的弧垂监测算法弧垂误差较大,平均误差率达到 28.69%;采用原始 BP 神经网络进行误差修正后,光缆线路的弧垂相对误差值减小,误差率降低了 13.59 个百分点;而基于 PSO 改进后的 BP 网络模型监测算法,其预测的弧垂值与实际值的误差基本保持在 0.25 m 以内,相较于物理机理模型误差率也大幅度降低了 24.03 个百分点,只有 4.66%,提高了弧垂计算的准确性,更能满足工程测量的精度要求,证明了本文算法的有效性。

4 结 语

针对现有的 ADSS 光缆弧垂监测方法的准确性低以及普适性差等难题,本文提出了一种基于测量数据和静态数据相融合的弧垂监测机理模型,计算出理想状态下的光缆线路弧垂值,并进

行曲线拟合。同时,鉴于在实际现场中存在环境温度、风速等非线性因素导致精度不足等问题,提出了一种基于物理机理与粒子群改进的 BP 神经网络相结合的 ADSS 光缆弧垂监测算法,引入粒子群算法进行对 BP 网络参数寻优,得到最优预测模型。实验结果表明,相比于传统的传感器监测方法,本文算法监测的弧垂相对误差显著降低,弧垂测量精度达到了 95.34%,证明了该算法具有良好的准确性和普适性,能够满足工程上的精度要求。此外,在后续的工作中会继续扩充激光雷达所采集的光缆数据集,进一步改进完善该模型算法,并大规模推广,为保障电力系统安全稳定运行提供技术方案。

参考文献:

[1] 王池. 光纤通信技术在电力通信网建设中的应用

- [J]. 网信军民融合, 2021(4): 42-45.
- WANG Chi. Application of optical fiber communication technology in the construction of electric power communication network[J]. Civil-Military Integration on Cyberspace, 2021(4): 42-45. (in Chinese)
- [2] 孔小红, 蒋陵, 管翰林, 等. 基于 ADSS 光缆弧垂的在线监测及环境隐患预警算法[J]. 光通信技术, 2023, 47(4): 79-84.
- KONG Xiaohong, JIANG Ling, GUAN Hanlin, et al. Online monitoring and environmental hazard warning algorithm based on ADSS cable sag[J]. Optical Communication Technology, 2023, 47(4): 79-84. (in Chinese)
- [3] 钱建国, 宋江, 周佳慧, 等. 无人机航拍的输电线路弧垂测量研究[J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 189-197.
- QIAN Jianguo, SONG Jiang, ZHOU Jiahui, et al. Research on transmission line sag measurement based on UAV aerial photography[J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(6): 189-197. (in Chinese)
- [4] 程燕胜, 杨鹤猛, 陈艳芳. 基于北斗的架空输电线路弧垂监测系统[J]. 自动化技术与应用, 2023, 42(2): 98-100.
- CHENG Yansheng, YANG Hemeng, CHEN Yanfang. Design of overhead transmission lines sag monitoring system based on BeiDou[J]. Techniques of Automation and Applications, 2023, 42(2): 98-100. (in Chinese)
- [5] 范佳欣, 郭权利. 基于容积卡尔曼滤波的输电线路弧垂预测[J]. 现代电子技术, 2023, 46(23): 173-177.
- FAN Jiaxin, GUO Quanli. Transmission line sag prediction based on cubature Kalman filter[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(23): 173-177. (in Chinese)
- [6] 宰红斌, 吴浩林, 王昊, 等. 基于改进机器学习的输电线路弧垂温度估计方法[J]. 电力工程技术, 2022, 41(2): 209-214.
- ZAI Hongbin, WU Haolin, WANG Hao, et al. Sag and temperature estimation method based on improved machine learning for transmission line[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(2): 209-214. (in Chinese)
- [7] 籍海亮, 夏林, 迟长春. 基于 GA-BP 算法的输电线路弧垂预测模型[J]. 黑龙江电力, 2023, 45(3): 189-192.
- JI Hailiang, XIA Lin, CHI Changchun. Transmission line sag prediction model based on GA-BP algorithm[J]. Heilongjiang Electric Power, 2023, 45(3): 189-192. (in Chinese)
- [8] 张锦锐, 申娟平, 启东林, 等. 输电系统故障检测与在线监测技术的研究[J]. 中国设备工程, 2024(4): 168-170.
- ZHANG Jinrui, SHEN Juanping, QI Donglin, et al. Research on fault detection and online monitoring technology of transmission system[J]. China Plant Engineering, 2024(4): 168-170. (in Chinese)
- [9] WU Y, ZHANG B, MENG A, et al. A hybrid framework combining data-driven and catenary-based methods for wide-area powerline sag estimation[J]. Energies, 2022, 15(14): 5245.
- [10] 周孝法, 张越港, 方宇, 等. 相似性度量与牛顿插值融合的架空输电线路弧垂测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 221-229.
- ZHOU Xiaofa, ZHANG Yuegang, FANG Yu, et al. Research on sag measurement method of overhead transmission line based on fusion of similarity measure and Newton interpolation method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 221-229. (in Chinese)
- [11] 刘伟雄, 汤伟成, 胡俊灵. 基于 PSO-BP 神经网络的架空输电线路弧垂预测技术研究[J]. 黑龙江电力, 2021, 43(3): 263-268.
- LIU Weixiong, TANG Weicheng, HU Junling. Research on sag prediction technology of overhead transmission line based on PSO-BP neural network[J]. Heilongjiang Electric Power, 2021, 43(3): 263-268. (in Chinese)
- [12] 刘惊. 基于改进粒子群算法和支持向量结合的辅助发声训练系统研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(4): 176-179.
- LIU Jing. Research on an auxiliary voice training system based on improved particle swarm optimization algorithm and support vector[J]. Automation & Instrumentation, 2024(4): 176-179. (in Chinese)
- [13] 李肖辉, 肖亚哲, 田志国, 等. 基于 PSO-CNN 的储能锂离子电池组荷电状态评估[J]. 电源技术, 2024, 48(4): 685-692.
- LI Xiaohui, XIAO Yazhe, TIAN Zhiguo, et al. State of charge evaluation of energy storage lithium ion battery group based on PSO-CNN[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2024, 48(4): 685-692. (in Chinese)
- [14] 郭开春, 王波. 考虑灰色关联权重的 PSO-LSSVM 输电线路覆冰厚度预测模型[J]. 电工材料, 2022(1): 15-19.
- GUO Kaichun, WANG Bo. PSO-LSSVM forecast model of transmission line icing thickness considering

- grey correlation weight [J]. *Electrical Engineering Materials*, 2022(1): 15-19. (in Chinese)
- [15] 王天琪, 孟锴权, 王传睿. 基于GA-BP神经网络的多层多道焊工艺预测及优化[J]. *焊接学报*, 2024, 45(5): 29-37.
WANG Tianqi, MENG Kaiquan, WANG Chuanrui. Prediction and optimization of multi-layer and multi-pass welding process parameters based on GA-BP neural network [J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2024, 45(5): 29-37. (in Chinese)
- [16] 崔璐, 李明峰, 王澎, 等. 基于改进PSO-BP神经网络的热采管柱应力预测[J]. *管道技术与设备*, 2024(2): 10-16.
CUI Lu, LI Mingfeng, WANG Peng, et al. Prediction of thermal recovery casing stress based on improved PSO-BP neural network[J]. *Pipeline Technique and Equipment*, 2024(2): 10-16. (in Chinese)
- [17] 何春梅, 田文艳. 基于BP神经网络的液体复介电系数反演计算[J]. *测试技术学报*, 2023, 37(2): 146-151.
HE Chunmei, TIAN Wenyan. Inversion calculation of liquid complex permittivity based on BP neural network [J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2023, 37(2): 146-151. (in Chinese)
- [18] 惠红平, 庄百亮, 周永松, 等. 基于BP神经网络算法的超声电源频率追踪技术[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(10): 159-163.
HUI Hongping, ZHUANG Bailiang, ZHOU Yong-song, et al. Ultrasonic power frequency tracking technology based on BP neural network algorithm [J]. *Modern Electronics Technique*, 2024, 47(10): 159-163. (in Chinese)
- [19] 刘敏, 扈华. 基于BP神经网络的空气质量等级预测模型构建[J]. *内蒙古农业大学学报(自然科学版)*, 2023, 44(4): 40-46.
LIU Min, HU Hua. Construction of air quality grade prediction model based on BP neural network[J]. *Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition)*, 2023, 44(4): 40-46. (in Chinese)

(上接第297页)

- [15] WANG J, CHANG X, RODRÍGUEZ R J, et al. Assessing anonymous and selfish free-rider attacks in federated learning [C]//2022 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 2022: 1-6.
- [16] XU J, XU Z, LIN J, et al. Double security guarantee: protecting user privacy and model security in QoS prediction [C]//2022 IEEE International Conference on Services Computing (SCC), 2022: 140-145.
- [17] NGUYEN N, KHAN M M H. Context aware data acquisition framework for dynamic data driven applications systems (DDDAS) [C]//MILCOM 2013-IEEE Military Communications Conference, 2013: 334-341.