

doi:10.13756/j.gtxyj.2026.240239.

光纤光缆技术

刘丹妮,沈思鹏,窦增,等.一种OPGW多参量冰厚组合预测方法[J].光通信研究,2026(4):179–185.

Liu D N, Shen S P, Dou Z, et al. An OPGW Multi-Parameter Ice Thickness Combination Prediction Method[J]. Study on Optical Communications, 2026(4):179–185.

一种 OPGW 多参量冰厚组合预测方法

刘丹妮¹, 沈思鹏², 窦增¹, 孙浩然¹, 苏伟佳¹

(1. 国网吉林省电力有限公司信息通信公司, 长春 130000; 2. 长春理工大学高技术产业有限责任公司, 长春 130022)

摘要:【目的】光纤复合架空地线(OPGW)是一种专为高压输电线路设计的复合光缆,在输电线路中有着广泛的应用。但OPGW光缆的覆冰问题会严重影响输电线路的安全稳定运行。为提高OPGW光缆覆冰厚度预测的精度,文章提出了一种OPGW多参量冰厚组合预测方法。【方法】文章提出了一种融合改进的Circle映射和黄金正弦算法的减法平均优化器(ICGSABO)优化反向传播(BP)神经网络。该方法首先通过变分模态分解(VMD)分别将布里渊光时域反射仪(BOTDR)设备和气象传感器采集的OPGW光缆覆冰数据进行分解,得到不同频率的模态分量,即本征模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMFs),以降低原始序列的不稳定性。其次,构建BP神经网络,以均方误差(MSE)作为损失函数,利用改进的Circle映射与黄金正弦算法构建ICGSABO算法以优化BP神经网络的权重和阈值,提升了模型的全局搜索能力与收敛速度。最后,将各模态分量输入ICGSABO-BP模型获得覆冰厚度的预测值,并对各分量预测结果进行叠加重构。【结果】实验结果表明,文章所提多参量冰厚组合预测方法在0~30 mm的覆冰厚度预测范围内显著优于其他模型,预测精度(R^2)达到0.962 22, MSE为0.247 79,验证了所提模型的有效性。【结论】该冰厚预测模型能充分利用光缆的温度、应变数据和气象数据的优势,生成更精确的预测结果,对电网安全监测具有重要的应用价值。

关键词: 光纤复合架空地线光缆; 多参量; 冰厚预测; 变分模态分解

中图分类号: TN929

文献标志码: A

An OPGW Multi-Parameter Ice Thickness Combination Prediction Method

LIU Danni¹, SHEN Sipeng², DOU Zeng¹, SUN Haoran¹, SU Weijia¹

(1. State Grid Jilin Electric Power Company Limited Information Communication Company, Changchun 130000, China;

2. Changchun University of Science and Technology High-Tech Industry Co., Ltd., Changchun 130022, China)

Abstract: 【Objective】Optical Fiber Composite Overhead Ground Wire (OPGW) is a kind of composite fiber optic cable designed for high-voltage transmission lines, which has a wide range of applications in power transmission lines. However, the ice-covering problem of OPGW cables can seriously affect the safe and stable operation of transmission lines. In order to improve the accuracy of the prediction of the ice-covering thickness of OPGW fiber optic cable, this paper proposes a multi-parameter ice thickness prediction method for OPGW. 【Methods】In this paper, we propose a Combining Improved Circle Mapping and Golden Sine Algorithm with Subtraction-Average-based Optimizer (ICGSABO) to optimize the parameter selection of Back Propagation (BP) neural network. In this method, the OPGW fiber optic cable ice-covering data collected by Brillouin Optical Time-Domain Reflectometer (BOTDR) equipment and meteorological sensors are firstly decomposed by Variational Modal Decomposition (VMD) algorithm. This process yields modal components at different frequencies, termed Intrinsic Mode Functions (IMFs), thereby reducing the instability of the original sequence. Secondly, the BP neural network is constructed with the Mean Square Error (MSE) as the loss function. The ICGSABO algorithm is constructed using the improved Circle mapping and golden sine algorithm to optimize the weights and thresholds of the BP neural network to improve the global search capability and convergence speed of the model. Finally, each modal component is input into the ICGSABO-BP model to obtain the predicted value of ice cover thickness, and the prediction results of each component are superimposed and reconstructed. 【Results】The experimental results show that the multicomponent ice thickness prediction method significantly outperforms other models in the prediction range of ice cover thickness from 0 to 30 mm, with a prediction accuracy (R^2) of 0.962 22 and a MSE of 0.247 79, which verifies the effectiveness of the proposed model. 【Conclusion】This ice thickness prediction model can take full advantage of the strain of fiber optic cables, temperature data and meteorological data to generate more accurate prediction results, which has an important application value for power grid security monitoring.

Key words: OPGW optic cable; multi-parameter; ice thickness prediction; VMD

0 引 言

光纤复合架空地线 (Optical Fiber Composite

Overhead Ground Wire, OPGW) 在输电线路中有着广泛的应用^[1]。但 OPGW 光缆在冬季或高纬度地区常常面临覆冰问题^[2-3]。随着覆冰厚度的增加,

收稿日期: 2024-11-22; 修回日期: 2025-01-03; 纸质出版日期: 2026-08-10

基金项目: 国网吉林省电力有限公司科技资助项目 (2023-46)

作者简介: 刘丹妮 (1990-), 女, 吉林长春人。硕士, 主要研究方向为电力通信技术与安全。

通信作者: 刘丹妮, 硕士。E-mail: 15143083865@139.com

© Editorial Office of Study on Optical Communications. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license.

会让光缆受到的张力不断增大,导致光缆断裂或损坏,威胁电网的安全^[4-5]。因此,准确预测 OPGW 光缆的覆冰厚度,对保障电力系统的安全稳定运行具有重要意义^[6-7]。

目前,用于输电线路覆冰检查的方法也能普遍用于 OPGW 光缆的覆冰检测。如李浩等人^[8]提出了一种基于分布式应变传感技术的方法来计算 OPGW 的覆冰厚度;Zhou 等人^[9]基于光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating, FBG)微气象传感器提出了一种利用历史结冰数据预测覆冰的综合模型;陈彬等人^[10]提出了一种基于变分模态分解(Variational Model Decomposition, VMD)的麻雀搜索算法优化长短期记忆网络的覆冰组合预测模型。但当前的冰厚预测模型均存在预测准确性较低和模型构建困难的问题,需要进一步改进。

针对以上问题,本文提出了一种多参量冰厚组合预测模型,利用布里渊光时域反射仪(Brillouin Optical Time-Domain Reflectometer, BOTDR)设备和气象传感器实时采集覆冰数据。BOTDR 可实时监测 OPGW 光缆的应变和温度变化,直接反映光缆在不同覆冰厚度下的温度和应力状态;气象传感数据提供了温度、湿度和风速等影响覆冰厚度的环境因素。基于多源数据,本文引入了自适应参数和扰动项改进 Circle 映射,并结合黄金正弦算法优化减法平均优化器(Subtraction-Average-based Optimizer, SABO),构建了一种融合改进的 Circle 映射和黄金正弦算法的减法平均优化器(Combining Improved Circle Mapping and Golden Sine Algorithm with Subtraction-Average-based Optimizer, ICGSABO),以优化反向传播(Back Propagation, BP)神经网络并实现多参量冰厚预测。

1 冰厚预测模型的构建

1.1 覆冰数据的 VMD

光缆覆冰厚度受多种气候因素的影响,这些覆冰数据通常具有非平稳性和多尺度变化的特性,单纯的时序数据难以充分反映覆冰厚度的变化,导致所构建的预测模型具有较高的复杂性。为了解决这一问题,本文采用 VMD 对光缆温度、应变、环境温度、湿度、风速、风向和气压等复杂的时序数据进行了处理,将复杂的覆冰特征数据分解为一系列具有不同中心频率的模态分量,即本征模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMFs)。每个 IMFs 代表了覆冰特征中特定的频率成分,经过叠加重构提取覆冰

特征。

VMD 的目标是将输入的覆冰特征分解为多个具有特定频率和带宽的模态,确保每个模态对应一个中心频率,且得到各覆冰特征模态的总带宽最小。

1.2 改进 BP 神经网络

BP 神经网络是一种基于误差 BP 算法的多层前馈神经网络^[11]。其核心思想是在给定的训练数据上通过 BP 误差来调整网络中的权重和阈值,使得预测值逼近实际值,从而实现模型的训练与优化。

由于 OPGW 冰厚数据与 BOTDR 数据、气象数据之间的关系通常是非线性的, BP 神经网络能有效捕捉这些复杂的关系。但 BP 神经网络在优化过程中常使用梯度下降法,收敛速度较慢且容易陷入局部最优解。因此,使用 SABO,通过多个智能体的减法平均值更新种群位置,能够加速收敛并避免局部最优^[12]。

SABO 算术平均值的计算概念是基于一个特殊的操作“ $-v$ ”,其定义为

$$A - vB = \text{sign}(F(A) - F(B))(A - \vec{v} \times B), \quad (1)$$

式中: sign 为符号函数,用于根据个体适应度差异确定搜索方向; A 和 B 为搜索空间中的两个候选解位置向量; $\vec{v}$ 为集合 $\{1, 2\}$ 中随机生成的 D 维向量, D 为搜索空间维度; $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别为候选解 A 和 B 的适应度值。

任何搜索代理 X_i 在搜索空间中的位移,都是通过每个搜索代理 X_j 的 $-v$ 减法的算术平均值来计算的。因此,每个搜索代理的新位置 X_i^{new} 可表示为

$$X_i^{\text{new}} = X_i + \vec{r}_i \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (X_i - vX_j), \quad (2)$$

式中: $i, j = 1, 2, \dots, N$; N 为个体总数; $\vec{r}_i$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

1.3 ICGSABO-BP 算法

SABO 算法通过利用所有粒子的位置做减法平均值从而达到更新的目的,但其在全局搜索能力方面较弱,难以保证找到全局最优解。因此,本文提出了一种 ICGSABO 以优化 BP 神经网络的参数选取。具体原理如下。

①首先,由于式(2)中, $\vec{r}_i$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, Circle 映射在混沌映射中随机性较强且比较稳定,利用其初始化随机粒子参数 $\vec{r}_i$, 可以让随机值分布更加均匀,从而增强 SABO 算法的全局搜索能力。但 Circle 对初始值高度敏感,当控制参数设置不当时,容易陷入局部混沌区域。

原 Circle 混沌映射表达式为

$$x_{n+1} = \text{mod}\left(x_n + \alpha - \left(\frac{K}{2\pi}\right)\sin(2\pi x_n), 1\right), \quad (3)$$

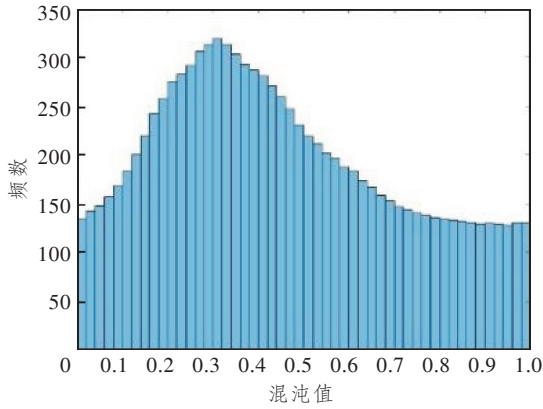
式中： x_n 为第 n 次迭代产生的混沌变量； α 和 K 为控制参数，决定了映射的混沌特性和序列的行为； mod 为求余函数。

本文通过引入自适应参数调整的方式，对参数 α 和 K 进行自适应调整，使得参数随着迭代次数 n 逐渐变化，使映射的行为在初期具有更强的全局探索能力，并随着迭代次数 n 的增加逐渐向局部收敛，从而提升算法的泛化能力。自适应参数 α_n 和 K_n 的

$$x_{n+1} = \text{mod}\left(x_n + \frac{\alpha_0}{1 + \lambda_a n} - \frac{K_0}{2\pi(1 + \lambda_K n)}\sin(2\pi x_n) + \delta(2a - 1), 1\right), \quad (6)$$

式中： δ 为扰动幅度； a 为在区间 $[0, 1]$ 上的均匀随机数。

原 Circle 混沌映射分布直方图如图 1(a) 所示，改进的 Circle 混沌映射分布直方图如图 1(b) 所示，



(a) Circle 混沌映射分布直方图

(a) Circle chaos map distribution histogram

调整为

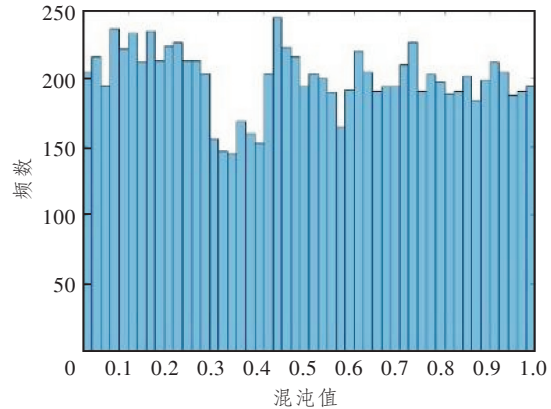
$$\alpha_n = \frac{\alpha_0}{1 + \lambda_a n}, \quad (4)$$

$$K_n = \frac{K_0}{1 + \lambda_K n}, \quad (5)$$

式中： α_0 和 K_0 为自适应参数的初始值； λ_a 和 λ_K 为控制 α 和 K 递减速率的参数。

同时，为了确保 Circle 映射在全局搜索过程中增加不确定性，避免陷入局部最优解，引入扰动项 δ ，通过小幅度扰动当前解的位置，确保算法能进一步探索解空间。因此，改进后的 Circle 混沌映射表达式为

迭代次数为 10 000 次。由图 1 可知，采用该改进后的 Circle 映射初始化粒子参数后，混沌值分布更加均匀，增强了算法的全局搜索能力。



(b) 改进的 Circle 混沌映射分布直方图

(b) Improved Circle chaos map distribution histogram

图 1 改进前后的 Circle 混沌映射分布图

Figure 1 Distribution diagram of Circle chaotic map before and after improvement

②其次，针对 SABO 算法难以保证找到全局最优解的问题，本文在式(2)中引入黄金正弦算法到位置更新，动态调整步长，确保搜索在不同阶段都保持适当的跳跃性，让其在全局范围内能更好地逼近最优解。由于黄金正弦算法基于黄金比例和正弦函数的特点，其能够有效调节解的步长，并平衡全局与局部搜索。黄金正弦算法位置迭代公式为

$$X_i^{\text{new}} = X_i + \vec{r}_i \times \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [(X_i - v X_j) - r_2 \sin(r_1) |x_1 D_i^t - x_2 X_i^t|]. \quad (8)$$

式(8)首先通过改进的 Circle 映射进行解的初始化和自适应调整，确保种群能够覆盖广泛的搜索空间，然后利用黄金正弦算法逐步引导解收敛到最

$$X_i^{t+1} = X_i^t \left| \sin(r_1) \right| - r_2 \sin(r_1) |x_1 D_i^t - x_2 X_i^t|, \quad (7)$$

式中： X_i^{t+1} 为第 i 个个体的第 $t+1$ 次迭代位置； X_i^t 为第 i 个个体的第 t 次迭代位置； D_i^t 为第 i 个个体的第 t 次迭代最优位置； r_1 为 $[0, 2\pi]$ 范围内的随机数； r_2 为 $[0, \pi]$ 范围内的随机数； x_1 和 x_2 为黄金分割系数。

因此，得到改进的 SABO 算法位置迭代公式为

优值。

③最后，通过 ICGSABO 算法初始化 BP 神经网络的权重和阈值，并迭代更新，最终最小化误差或

达到收敛条件。

1.4 构建冰厚预测模型

如图 2 所示,建立多参量冰厚组合预测模型的具体步骤如下所示。

①对输入的 BOTDR 数据和气象数据进行数据归一化处理;

②对覆冰数据进行 VMD,将原始信号分解为不同频率的模式,从每个模式中提取有代表性的特征;

③确定 BP 神经网络结构,初始化的权值和阈值进行前向传播,计算预测值;使用均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为损失函数,计算预测值与实际值之间的误差;

④利用 ICGSABO 算法优化 BP 神经网络的权重和阈值,通过调整权重和阈值来最小化误差;

⑤初始化 ICGSABO 算法的种群数量、种群位置和迭代次数等,计算每个个体在当前解空间中的适应度;

⑥基于搜索代理评估目标函数,通过改进的 Circle 映射和黄金正弦算法更新个体位置;

⑦当满足终止条件或达到迭代次数上限时,退出循环,输出最佳适应度和最优权重、阈值;否则返回步骤⑥;

⑧更新权重和阈值,训练 BP 神经网络,计算预测值和 MSE;

⑨不断迭代训练,达到最大迭代次数时结束训练,得到训练好的网络,否则返回步骤⑧;

⑩将覆冰数据提取的各 IMF 输入到 ICGSABO-BP 预测模型中获取冰厚预测值,将各分量的预测结果进行叠加重构,输出最终的冰厚预测结果。

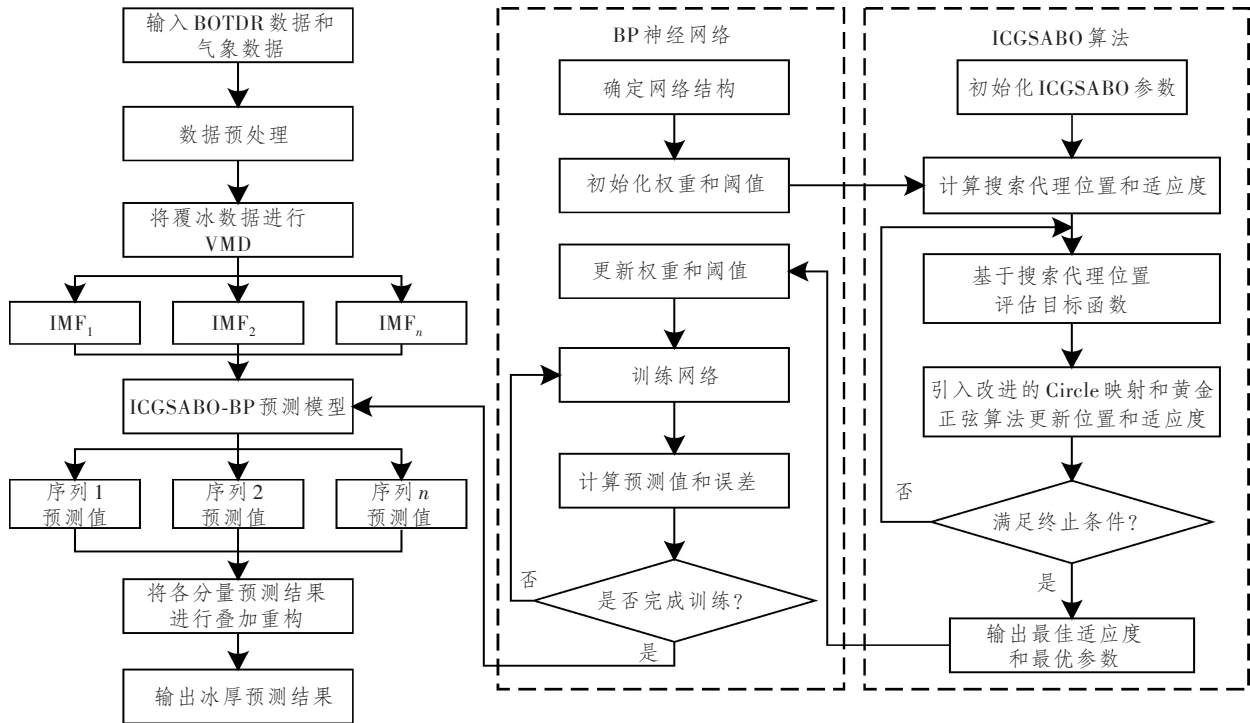


图 2 多参量冰厚组合预测模型运算流程

Figure 2 The operation flow of multi-parameter ice thickness prediction model

2 实例分析

2.1 覆冰数据采集

为研究不同覆冰厚度对 OPGW 光缆的影响,本文选用 1 根长 181 m 的 OPGW 光缆在冬季架设于室外环境中,当冻雨导致光缆覆冰时,利用 BOTDR 设备和气象传感器采集覆冰数据,持续收集 4 天覆冰数据,覆冰段长为 10 m。BOTDR 设备的温度

测量精度为 $\pm 2^{\circ}\text{C}$,应变测量精度为 $\pm 100\ \mu\epsilon$ 。

本文通过 BOTDR 设备采集了 OPGW 光缆在不同覆冰厚度下的温度和应变数据,当光缆覆冰时会导致光缆温度急剧下降,随着覆冰厚度的增加会导致光缆应变增加,温度进一步降低。通过 BOTDR 监测不同时期光缆温度和应力的变化情况可以分析出光缆的覆冰情况。本文采集的覆冰数据冰厚在 0~30 mm 之间,图 3(a)和图 3(b)分别为在不同

覆冰厚度(30、20、10、5 和 0 mm)条件下,沿光缆测量的温度和应力分布情况。由图 3(a)可知,随着覆冰厚度的增加,光缆的温度逐渐降低,尤其在约 120 m 处达到最低值,但由于厚覆冰对光缆的隔热效应显著增加,会导致光缆温度变化量较小。图 3(b)所示为同一条件下光缆的应力分布,覆冰厚度的增加导致光缆承受更大的应变,尤其在 120 m 附近时,应力值明显升高,超过 $400 \mu\epsilon$ 。图 3 证明了使用 BOTDR 设备识别不同覆冰厚度对光缆温度和应变变化的适用性。

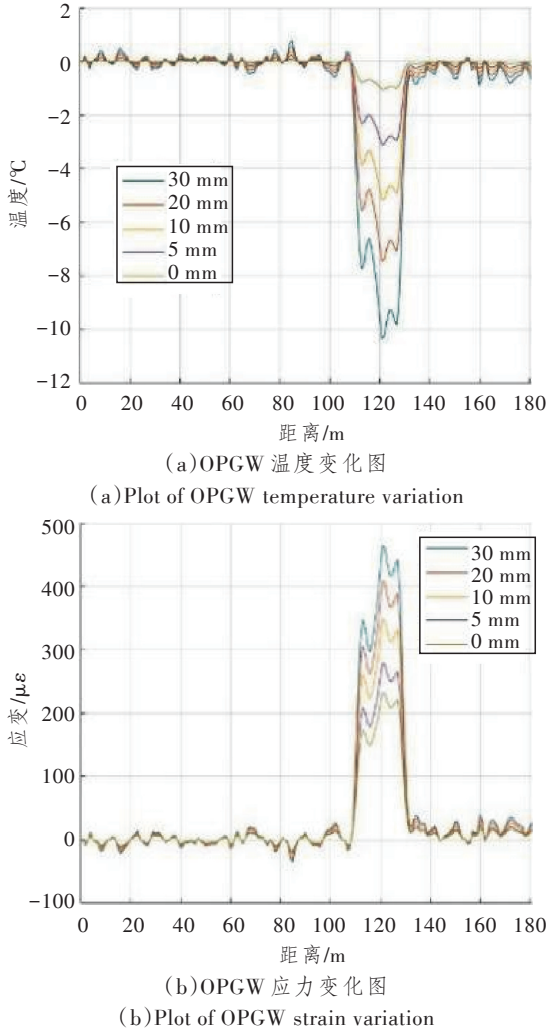


图 3 不同覆冰厚度下的 OPGW 温度和应力变化图
Figure 3 Plots of OPGW temperature and strain variations under different ice cover thicknesses

实验一共测量了 4 天的温度、湿度和风速等气象参数,并借助红外摄像机记录了 OPGW 光缆的覆冰图像,从中提取了各时间段的覆冰厚度,采样时间间隔为 10 min,共 660 组。温度、湿度、风速、大气压、风向和覆冰厚度的时序测量结果如图 4 所示。

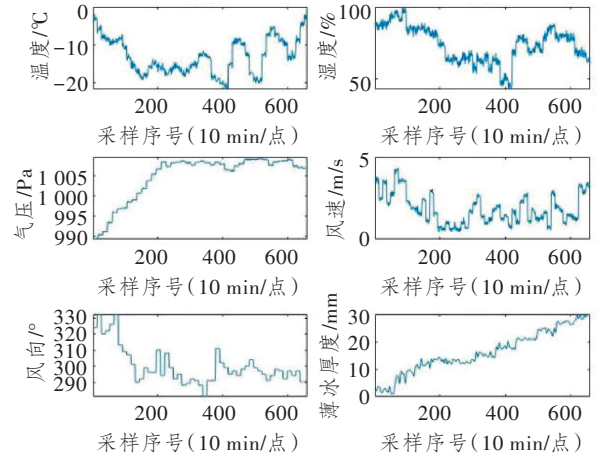


图 4 气象数据和覆冰厚度变化情况

Figure 4 The variations of meteorological data and ice cover thickness

2.2 优化算法效果对比

为了验证本文所提 ICGSABO 优化 BP 神经网络的优越性,选用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、SABO、基于改进的 Circle 映射的减法平均优化器(Improved Circle Mapping-based Subtraction-Average-based Optimizer, IC-SA-BO)以及基于黄金正弦算法的减法平均优化器(Golden Sine Algorithm-based Subtraction-Average-based Optimizer, GSABO)来优化 BP 神经网络权重和阈值的选取,进行全局参数寻优,对各算法的参数寻优能力进行对比,迭代次数为 100 次。本文使用 MSE 作为适应度函数,目标是通过全局和局部搜索调整权重和阈值,使得适应度函数的值最小,从而得到误差最小的神经网络模型。各算法优化 BP 神经网络的适应度曲线如图 5 所示。

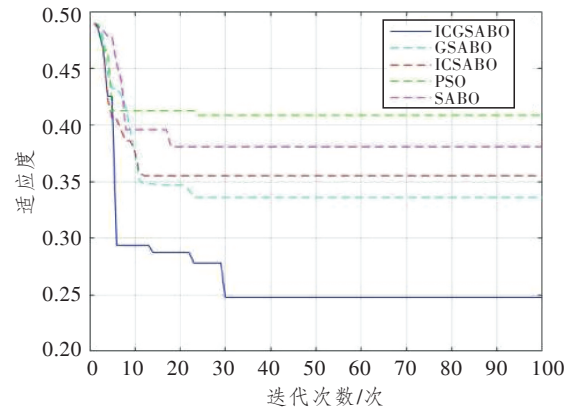


图 5 适应度迭代曲线

Figure 5 Iterative curve of fitness

由图可知,以上算法在迭代 30 次后适应度值基本保持不变,均找到了全局最优解。与其他 4 种优化算法相比,ICGSABO 算法最终得到的适应度值

最小,达到了 0.247 79,表明该算法优化后的 BP 神经网络的预测误差最小,模型的预测结果更接近真实值,优化过程成功改善了模型的精度。同时,ICGSABO 算法前期的迭代速度最快,能够较快地找到最佳适应度值,表明 ICGSABO 融合了改进的 Circle 映射和黄金正弦算法后提升了算法的全局探索能力,能够在较短时间内找到全局最优解,解决了 BP 神经网络收敛速度较慢且容易陷入局部最优解的问题。

2.3 数据集与评价指标

由于 OPGW 光缆覆冰厚度受到气象条件和环境因素的多重影响,为实现冰厚的精确预测,本文基于 BOTDR 设备和气象传感器采集覆冰数据。BOTDR 设备采集了光缆在不同覆冰厚度下的温度和应变数据,气象传感器采集了外界环境的温度、湿度、风速、大气压和风向等数据。实验共收集了 4 天共计 660 组的覆冰数据,选取其中从覆冰开始到结束的时间段中较完整的,506 组覆冰数据,按照 8:2

的比例划分为训练集和测试集,其中训练集包含 405 组,测试集包含 101 组。

本文采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、MSE、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和决定系数 R^2 作为冰厚预测模型的评价指标。MAE 预测值与真实值之间的平均误差, MSE 反映模型的整体预测误差, RMSE 反映预测值偏离真实值的程度, R^2 用于衡量模型的拟合效果, $R^2 \in (0, 1)$, R^2 越接近 1, 表示模型的预测效果越好。

2.4 模型预测性能对比

为了验证基于 ICGSABO-BP 算法构建的冰厚预测模型的优越性,本文基于 VMD 处理后的覆冰数据构建了冰厚预测模型,以 0~30 mm 的覆冰预测厚度与实际冰厚作为输出,对比了 BP、PSO-BP、SABO-BP、ICSABO-BP 和 GSABO-BP 模型的 OPGW 冰厚预测效果,冰厚预测结果对比图如图 6 所示。

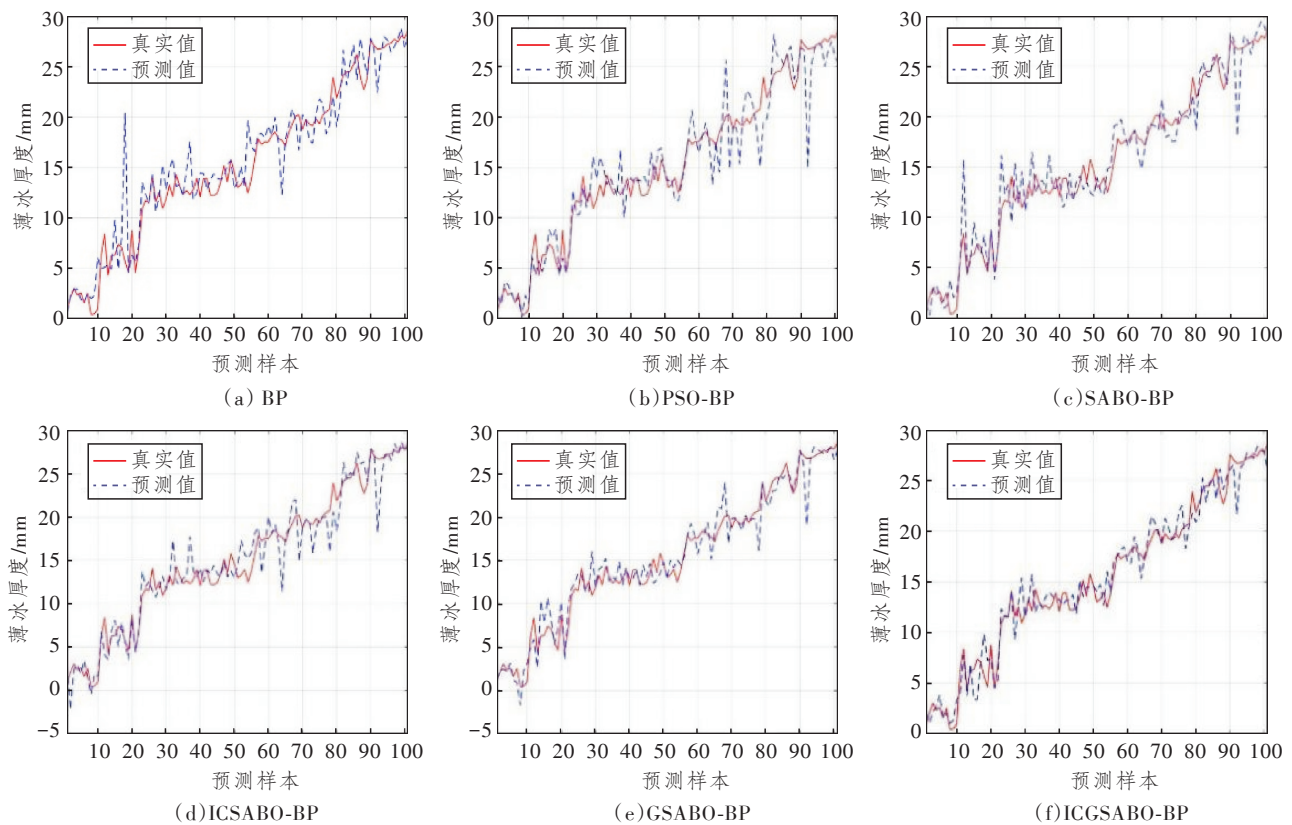


图 6 6 种模型的 OPGW 冰厚预测结果对比图

Figure 6 Comparison chart of OPGW ice thickness prediction results using six models

由图可知,ICGSABO-BP 冰厚预测模型预测值和真实值的拟合效果最好,能够准确地反映覆冰厚度的变化趋势。表 1 所示为以上 6 种模型对测试集预测冰厚结果的各类误差。与其他冰厚预测模型

相比,基于改进后 SABO-BP 预测模型的 MSE 更小, R^2 更高,预测效果明显优于 PSO-BP 和 SABO-BP 模型。其中,融合了改进的 Circle 映射和黄金正弦算法的 ICGSABO-BP 预测模型的 MAE、MSE

和 RMSE 分别为 0.386 95、0.247 79 和 0.497 79, 均小于 ICSABO-BP 和 GSABO-BP 模型的预测误差,表明 ICGSABO-BP 预测模型的预测值与实际值之间的偏差最小,预测精度最高。同时,ICGSABO-BP 预测模型的 R^2 最高,达到了 0.962 22, 表明本模型的预测准确性最高,预测结果与真实数据高度一致。ICGSABO-BP 模型与原模型 SABO-BP 相比,MSE 降低了 0.273 6, R^2 提升了 0.041 71,体现了本文所提预测模型对冰厚预测的强大性能,验证了本模型的准确性和优越性。

表 1 冰厚预测模型的性能对比

Table 1 Performance comparison of ice thickness prediction models

模型	MAE	MSE	RMSE	R^2
BP	0.535 46	0.677 69	0.823 22	0.896 68
PSO-BP	0.514 20	0.600 93	0.775 20	0.908 38
SABO-BP	0.536 74	0.521 39	0.722 07	0.920 51
ICSABO-BP	0.500 43	0.481 13	0.693 64	0.926 65
GSABO-BP	0.451 41	0.355 27	0.596 05	0.945 84
ICGSABO-BP	0.386 95	0.247 79	0.497 79	0.962 22

3 结束语

本文通过所提 OPGW 多参量冰厚组合预测方法对 OPGW 光缆的覆冰厚度进行了预测,结合 BOTDR 设备和气象传感器实时采集的数据对覆冰情况进行了综合分析,并采用改进的参数优化方法,显著提升了模型的收敛速度和全局搜索能力,有效避免了局部最优问题。进一步将实时气象数据与历史覆冰数据结合,提高了模型在冰厚预测中的准确性。在工程实践中,覆冰厚度一般不会超过 30 mm。在 0~30 mm 覆冰厚度范围内,本文所提 OPGW 多参量冰厚组合预测方法相比传统 BP 神经网络模型显示出更优的预测效果,实验结果表明,模型的决定系数 R^2 为 0.962 22,MSE 降至 0.247 79,验证了本文所提方法的有效性。

参考文献:

- [1] Wang P M, Wang P L, Wu P Y, et al. Analysis and Research on Icing of OPGW Optical Cable [C]//Proceedings of SPIE Conference on 7th International Symposium on Advances in Electrical, Electronics, and Computer Engineering. Xishuangbanna, China: SPIE, 2022: 678.
- [2] 韩兴波, 吴海涛, 郭思华, 等. 输电线路单导线覆冰和扭转的相互影响机制分析[J]. 电工技术学报, 2022, 37(17): 4508–4516.
- [3] Han X B, Wu H T, Guo S H, et al. Analysis of Interaction Mechanism between Icing and Torsion of Single Transmission Lines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4508–4516.
- [4] Zhang Z, Zhang H, Yue S, et al. A Review of Icing and Anti-Icing Technology for Transmission Lines[J]. Energies, 2023, 16(2): 601.
- [5] Zhou R, Zhang Z, Yan Z, et al. GPR-based High-Precision Passive-Support Fiber Ice Coating Detection Method for Power Transmission Lines[J]. Optics Express, 2021, 29(19): 30483–30493.
- [6] Han Z, Lv H, Liang Z, et al. Transmission Line Icing Thickness Prediction Model based on ISSA-CNN-LSTM [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2588(1): 012020.
- [7] Xu Z, Song S, Zhao L, et al. OPGW Icing Monitoring Method based on Phase Difference between Temperature Curves [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(2): 1303–1306.
- [8] Wang G, Shen J, Jin M, et al. Prediction Model for Transmission Line Icing based on Data Assimilation and Model Integration [J]. Frontiers in Environmental Science, 2024, 12: 1403426.
- [9] 李浩, 王峰, 周霄, 等. 基于布里渊光时域反射计的紧套型 OPGW 覆冰厚度监测[J]. 光子学报, 2021, 50(11): 1106001.
- [10] Li H, Wang F, Zhou X, et al. Monitoring of Ice Coating Thickness of Tight-Buffered OPGW based on Brillouin Optical Time Domain Reflectometer [J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(11): 1106001.
- [11] Zhou R, Zhang Z, Zhai T, et al. Machine Learning-based Ice Detection Approach for Power Transmission Lines by Utilizing FBG Micro-Meteorological Sensors [J]. Optics Express, 2023, 31(3): 4080–4093.
- [12] 陈彬, 徐志明, 贾燕峰, 等. 基于 VMD-SSA-LSTM 的架空输电导线覆冰预测模型[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2024, 46(4): 105–112.
- [13] Chen B, Xu Z M, Jia Y F, et al. Ice-Cover Prediction Model of Overhead Transmission Conductor based on VMD-SSA-LSTM [J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences), 2024, 46(4): 105–112.
- [14] Liu D, Jiang S, Zhao J, et al. Neural Network Prediction Model of Transmission Line Icing Considering Terrain [M]//Artificial Intelligence Technologies and Applications. Amsterdam, Netherlands: IOS Press, 2024: 30–37.
- [15] Trojovský P, Dehghani M. Subtraction-Average-based Optimizer: a New Swarm-Inspired Metaheuristic Algorithm for Solving Optimization Problems [J]. Bio-mimetics, 2023, 8(2): 149.