

引用格式:黄力,宋爽,刘闯,等.基于IHHO-HKELM输电线路覆冰预测模型[J].电力科学与技术学报,2024,39(4):33-41.

Citation: HUANG Li, SONG Shuang, LIU Chuang, et al. Icing prediction model of transmission line based on IHHO-HKELM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(4): 33-41.

基于 IHHO-HKELM 输电线路覆冰预测模型

黄力¹, 宋爽^{1,2}, 刘闯³, 王骏骏⁴, 胡丹⁴, 何其新⁵, 鲁偎依²

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北宜昌 443002; 2. 国网湖北省电力有限公司随州供电公司, 湖北随州 441300; 3. 国网湖北省电力有限公司荆门供电公司, 湖北荆门 448000; 4. 国网湖北省电力有限公司十堰供电公司, 湖北十堰 442000; 5. 国网湖北省电力有限公司荆州供电公司, 湖北荆州 434000)

摘要: 为了进一步提高输电线路覆冰预测精度, 提出一种基于改进哈里斯鹰算法(improved harris hawk optimization, IHHO)优化混合核极限学习机(hybrid kernel extreme learning machine, HKELM)的输电线路覆冰预测模型。在核极限学习机(KELM)中引入混合核函数, 形成 HKELM, 利用黄金正弦、非线性递减能量指数和高斯随机游走等策略对 IHHO 算法进行改进; 以 IHHO 算法的优化性能采用其对 HKELM 的权值向量和核参数进行优化, 建立基于 IHHO-HKELM 的输电线路覆冰预测模型, 并通过计算气象因素与覆冰厚度之间的灰色关联度确定覆冰预测模型的输入量。算例分析结果表明, IHHO-HKELM 模型预测结果的均方误差、最大误差和平均相对误差分别为 0.285、0.860 mm 和 2.83%, 预测效果好于其他模型, 将本文覆冰预测模型应用于其他覆冰线路, 可获得良好的应用效果并验证模型的优越性和实用性。

关键词: 输电线路; 覆冰预测; 核极限学习机; 混合核函数; 改进哈里斯鹰算法

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.04.004 中图分类号: TM863 文章编号: 1673-9140(2024)04-0033-09

Icing prediction model of transmission line based on IHHO-HKELM

HUANG Li¹, SONG Shuang^{1,2}, LIU Chuang³, WANG Junjun⁴, HU Dan⁴, HE Qixin⁵, LU Weiyi²

(1. College of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Suizhou Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Suizhou 441300, China; 3. Jingmen Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Jingmen 448000, China; 4. Shiyan Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Shiyan 442000, China; 5. Jingzhou Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Jingzhou 434000, China)

Abstract: To further improve the accuracy of transmission line icing prediction, a prediction model based on an improved Harris hawks optimization(IHHO) algorithm optimizing hybrid kernel extreme learning machine(HKELM) is proposed. The hybrid kernel function is introduced into the kernel extreme learning machine to form HKELM. The IHHO algorithm is improved by strategies such as golden sine, nonlinear decreasing inertia weight, and Gaussian random walk. The IHHO algorithm is then utilized to optimize the weight vector and kernel parameters of HKELM, establishing a transmission line icing prediction model based on IHHO-HKELM. The input variables of the icing prediction model are determined by calculating the grey relational grade between meteorological factors and icing thickness. The results of case studies show that the mean square error, maximum error, and average relative error of the IHHO-HKELM model are 0.285, 0.860 mm, and 2.83%, respectively. The prediction effect is better than other models. Applying the icing prediction model in this paper to other icing lines can achieve good application effects and verify the superiority and practicality of the model.

收稿日期: 2023-02-15; 修回日期: 2023-04-27

基金项目: 国家自然科学基金(61876097); 湖北省输电线路工程技术研究中心(三峡大学)开放基金(2019KXL05)

通信作者: 黄力(1980—), 博士, 讲师, 主要从事输电线路在线监测技术的研究; E-mail: 1472509309@qq.com

Key words: transmission lines; icing prediction; kernel extreme learning machine; hybrid kernel function; improved Harris hawks optimization algorithm

随着中国经济的高速发展,电网规模快速增长^[1-4]。作为电能传输的重要通道,输电线路大多分布在野外,运行过程中容易遭受外破、雷击、覆冰等损害。严重覆冰导致导线和铁塔机械性能下降,引起断线、倒塔等事故,可能引发大面积停电^[5-8]。从物理学的角度看,线路覆冰是一个积累过程,覆冰厚度越大,线路垂直荷载增长越快^[9-12],因此,提高输电线路覆冰预测精度对开展抗冰除冰工作具有重要意义。

现有覆冰预测模型分为传统物理和智能预测模型^[13-16]。比较典型的物理模型主要有 Imai、Goodwin 和 Lenhard^[17],这些模型考虑因素相对单一,实际应用效果较差;智能预测模型是基于智能算法提出的,目前已经得到了广泛应用。文献[18]采用扩展记忆粒子群算法 (particle swarm optimization with extended memory, PSOEM) 对最小二乘支持向量机 (least squares support vector machine, LSSVM) 进行优化,提出了一种基于 PSOEM-LSSVM 的输电线路覆冰预测模型,该模型未对覆冰影响因素进行筛选,模型应用效果有待进一步验证。文献[19]采用自适应变异粒子群算法 (adaptive mutation particle swarm optimization, AMP SO) 确定了 BP (back propagation) 神经网络的阈值和权值,建立了输电线路 AMP SO-BP 覆冰预测模型,并采用实际算例验证了该模型预测精度高于单一 BP 神经网络。基于 BP 神经网络的覆冰预测方法需要大量样本数据进行训练,在工程应用中的效果并不理想。文献[20]对覆冰气象参数的有效信息进行了主成分提取,并对覆冰历史数据进行模态分解,利用卷积神经网络对各模态分量进行了回归,完成了输电线路覆冰重量预测,但该模型的预测精度有待进一步提高。

基于此,本文在核极限学习机 (kernel extreme learning machine, KELM) 中引入混合核函数,形成混合核极限学习机 (hybrid kernel extreme learning machine, HKELM), 采用改进哈里斯鹰算法 (improved harris hawk optimization, IH HO) 对混合核极限学习机进行优化,建立基于改进哈里斯鹰算法优化混合核极限学习机的输电线路覆冰预测模型,采用覆冰监测数据和工程实例对所提模型的优越性和实用性进行验证。

1 混合核极限学习机

1.1 核极限学习机

KELM 是基于极限学习机和核函数提出的一种前馈神经网络^[21-22],在核函数的作用下,KELM 训练量更少、泛化性能更好,目前在解决非线性分类和回归问题方面得到了广泛应用。前馈神经网络的表达式如下:

$$f(x) = h(x)\beta = H\beta \quad (1)$$

式中, $h(x)$ 为神经网络的输入向量; x 为隐含层输入函数; β 为权值向量; H 为映射矩阵。

KELM 中核函数的核矩阵为

$$\begin{cases} \Omega_{\text{ELM}} = HH^T \\ \Omega_{\text{ELM},i,j} = h(x_i)h(x_j) = K(x_i, x_j) \end{cases} \quad (2)$$

式中, Ω_{ELM} 为核矩阵; x_i, x_j 为映射矩阵中的元素, $K(x_i, x_j)$ 为核函数。

KELM 利用核矩阵 Ω_{ELM} 替代 ELM 中的随机矩阵 HH^T , 并使用核函数处理样本数据,简化了计算过程,其网络拓扑结构如图 1 所示。

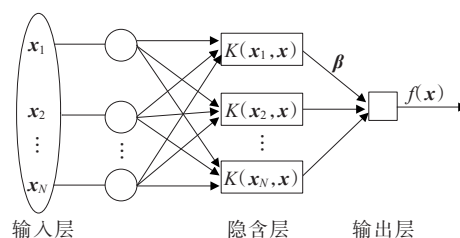


图 1 KELM 网络结构

Figure 1 Network structure of KELM

KELM 输出层及输出层权值向量的表达式分别为

$$f(x) = \begin{bmatrix} K(x, x_1) \\ \vdots \\ K(x, x_N) \end{bmatrix}^T \beta \quad (3)$$

$$\beta = (I_0/C + \Omega_{\text{ELM}})^{-1}T \quad (4)$$

式中, C 为惩罚因子; I_0 为单位对角矩阵; T 为目标输出矩阵。

1.2 混合核函数

核函数的作用是映射和处理样本数据^[23-24],典型核函数有高斯核函数 (Gaussian kernel function, GKF) 和多项式核函数 (polynomial kernel function, PKF), 其中, GKF 属于全局核函数, PKF 属于局部

核函数。研究表明,由GKF和PKF组成的混合核函数能够发挥不同核函数的优势,优化自变量与因变量的映射关系,提高KELM的回归性能,混合核函数的表达式为

$$K(x, x_i) = \lambda \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma_1^2}\right) + (1 - \lambda) \left[x \left(\frac{x_i}{\sigma_2}\right)' + 1 \right] \quad (5)$$

式中, σ_1 为高斯核参数; σ_2 为线性核参数; λ 为核系数。

HKELM采用混合核函数将样本数据映射到高维特征空间进行回归,在学习过程中的泛化性能和稳定性更好,为此,本文选用HKELM对输电线路覆冰厚度进行预测。

2 改进哈里斯鹰算法

2.1 哈里斯鹰优化算法

2019年,Heidari等人根据哈里斯鹰觅食行为提出了哈里斯鹰优化算法(harris hawk optimization, HHO)^[25],该算法的优化过程分为搜索、转化和围捕阶段,其优化原理可参考文献[26]。

HHO算法具有原理简单、调节参数少等优点,自被提出以来已得到了广泛应用。但有研究指出,HHO算法在优化多维函数时,容易陷入局部极值,甚至无法收敛,为了提高HHO算法的优化性能,本文针对HHO算法的不足进行改进。

2.2 哈里斯鹰算法改进策略

1) 引入黄金正弦算法。

黄金正弦算法是一种利用黄金分割策略和正弦函数进行迭代寻优的群智能算法^[27],具有良好的全局搜索能力。该算法的位置更新公式为

$$X_i^{t+1} = X_i^t |\sin R_1| + R_2 |x_1 P_i^t - x_2 X_i^t| \sin R_1 \quad (6)$$

式中, X_i^t 为个体 i 在第 t 次迭代时的位置; R_1 、 R_2 均为随机数,其中 $R_1 \in [0, 2\pi]$ 、 $R_2 \in [0, \pi]$; P_i^t 为个体 i 在第 t 次迭代时最优位置; x_1 、 x_2 均为黄金分割系数。

在搜索阶段,哈里斯鹰位置更新过程中的随机性较大,个体间交流较少,导致搜索无法遍历整个解空间,影响算法的全局搜索性能,为此,在哈里斯鹰搜索阶段引入黄金正弦算法,具体如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X_i^t |\sin R_1| + R_2 |x_1 P_i^t - x_2 X_i^t| \sin R_1, & q \geq 0.5 \\ [X_{\text{rabbitt}}(t) - X_m(t)] - r_3 [L_B + r_4 (U_B - L_B)], & q < 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

式中, U_B 为寻优空间的上边界; L_B 为寻优空间的下边界。

2) 能量指数非线性递减。

在HHO算法中,逃逸能量 E 的取值会对种群围捕阶段的策略产生影响,为了提高算法迭代前期的全局搜索能力和迭代后期的局部寻优能力,采用非线性递减的方式调整逃逸能量,具体如下:

$$\begin{cases} E = \frac{2}{\exp(\alpha t / t_{\max})} + \delta \\ \delta = r_{\text{and}} \left[\sin^\beta \left(\frac{\pi t}{2t_{\max}} \right) + \cos^\beta \left(\frac{\pi t}{2t_{\max}} \right) - 1 \right] \end{cases} \quad (8)$$

式中, r_{and} 为随机数, $r_{\text{and}} \in (0, 1)$; α 、 β 均为常数,通常取 $\alpha = 1.3$ 、 $\beta = 1.7$ 。

3) 高斯随机游走。

高斯随机游走是一种开发能力很强的随机游走策略,在围捕阶段引入此游走策略,能够增加对哈里斯鹰种群最优个体的扰动,促使种群中产生新个体,这样有利于算法跳出局部最优,提高收敛速度。高斯随机游走的具体操作如下:

$$\begin{cases} X(t+1) = G_s [X_{\text{rabbitt}}(t), \tau] \\ \tau = \cos^\beta \left(\frac{\pi t}{2t_{\max}} \right) \cdot [X_{\text{rabbitt}}(t) - X_{\text{rand}}(t)] \end{cases} \quad (9)$$

2.3 仿真测试

为了验证IHHO算法良好的优化性能,采用IHHO算法分别对多维单峰函数 f_1 、多维多峰函数 f_2 和低维多峰函数 f_3 进行优化,并与粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)和HHO算法的优化结果进行对比, f_1 、 f_2 和 f_3 的求解维数分别为30、30和4,最优解分别为0、0和0.0003,数学表达式分别为

$$f_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|, x_i \in [-10, 10] \quad (10)$$

$$f_2 = -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right) - \exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e, x_i \in [-32, 32] \quad (11)$$

$$f_3 = \sum_{i=1}^{11} \left[a_i - \frac{x_1 (b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2, x_1, x_2, x_3, x_4 \in [-5, 5] \quad (12)$$

将3种算法的种群规模均设为30,迭代次数设为300,分别运行30次,优化结果如表1所示;30次优化结果中与平均值较接近的一次迭代曲线如图2所示。

表1 优化结果

Table1 Optimization results

函数	算法	最小值	平均值	标准差
f_1	IHHO	5.44×10^{-323}	7.42×10^{-323}	0
	PSO	1.23×10^2	1.54×10^2	1.04×10^1
	HHO	6.35×10^{-60}	2.07×10^{-51}	1.05×10^{-50}
f_2	IHHO	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	0
	PSO	7.17×10^{-1}	1.34	2.22×10^1
	HHO	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	0
f_3	IHHO	3.09×10^{-4}	3.77×10^{-4}	2.29×10^{-4}
	PSO	4.67×10^{-3}	9.91×10^{-2}	5.54×10^{-2}
	HHO	3.09×10^{-4}	4.22×10^{-4}	3.48×10^{-4}

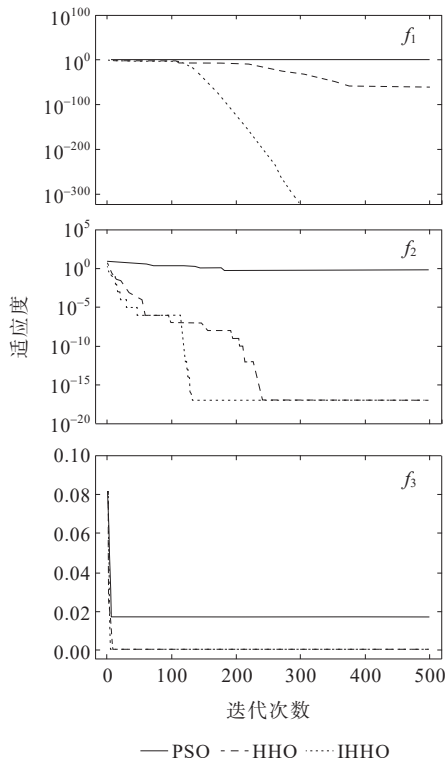


图2 求解流程

Figure 2 Solution flowchart

综合表1、图2可知,相比PSO、HHO算法,IHHO算法的迭代次数更少,收敛速度更快;在收敛精度方面,IHHO算法优化3个测试函数的平均收敛精度分别为 7.42×10^{-323} 、 8.88×10^{-16} 和 3.77×10^{-4} ,相比其他算法,收敛精度明显更高;从标准差上看,IHHO算法对函数和优化结果的标准差均达到了0,可见IHHO算法的稳定性更好。由此可见,采用黄金正弦、非线性递减能量指数和高斯随机游走等策略改进的哈里斯鹰优化算法能够增强种群搜索的目的性,有利于算法跳出局部最优,加快算法收敛,提高计算精度。

3 IHHO-HKELM覆冰预测模型

研究表明,HKELM的回归性能受权值向量和核参数的影响较大,为此本文采用IHHO算法对HKELM的权值向量和核参数进行优化,建立基于IHHO-HKELM的输电线路覆冰预测模型。

3.1 确定模型输入量

研究表明,输电线路覆冰是温度、湿度和风速等因素共同作用的结果^[28],线路等值覆冰厚度^[29]与其影响因素之间被认为是一种非线性映射关系,考虑到线路覆冰的影响因素很多,本文采用灰色关联度^[30]来量化覆冰厚度与各影响因素之间的关联程度,其计算公式为

$$R_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \xi_i(k) \quad (13)$$

式中, R_i 为灰色关联度, $R_i \in [0, 1]$,当 $0.7 \leq R_i \leq 1$ 时,表示二者关联性很强,当 $0.5 \leq R_i < 0.7$ 时,表示二者关联性较强,当 $R_i < 0.5$ 时,表示二者关联性较弱; N 为样本容量; $\xi_i(k)$ 为第*i*个影响因素的关联系数,其计算公式为

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |Y'(k) - X'_i(k)| + \rho \max_i \min_k |Y'(k) - X'_i(k)|}{|Y'(k) - X'_i(k)| + \rho \max_i \max_k |Y'(k) - X'_i(k)|} \quad (14)$$

式中, $Y'(k)$ 为归一化后的覆冰厚度数据列; $X'_i(k)$ 为归一化后的第*i*个影响因素数据列; ρ 为分辨系数,取值为0.5。

考虑到时间的累积效应,即过去时刻的特征量也会对当前覆冰厚度产生影响,在选择模型输入量时,本文除考虑当前时刻的影响因素外,也将前两个时刻的影响因素作为输入量,因此模型的输入量为 $X'_i(k-2)$ 、 $X'_i(k-1)$ 、 $X'_i(k)$ 。

3.2 确定优化目标

HKELM的训练及核参数的优化通过IHHO算法同时进行,猎物位置向量 u 由权值向量 β 和核参数 σ_1 、 σ_2 、 λ 组成,则优化目标为

$$u = [\beta, \sigma_1, \sigma_2, \lambda] \quad (15)$$

根据IHHO算法的实现方法,通过迭代找到最优解 u^* ,从而确定HKELM的输出权重及核参数,完成模型训练。设置覆冰厚度预测结果的均方误差为适应度函数,其表达式为

$$\epsilon_{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - Y^*(k)]^2 \quad (16)$$

式中, $Y(k)$ 、 $Y^*(k)$ 分别为覆冰厚度实际值、预测值。

3.3 建立覆冰预测模型

基于 IHHO-HKELM 的输电线路覆冰预测模型的建模流程如图 3 所示,具体步骤如下。

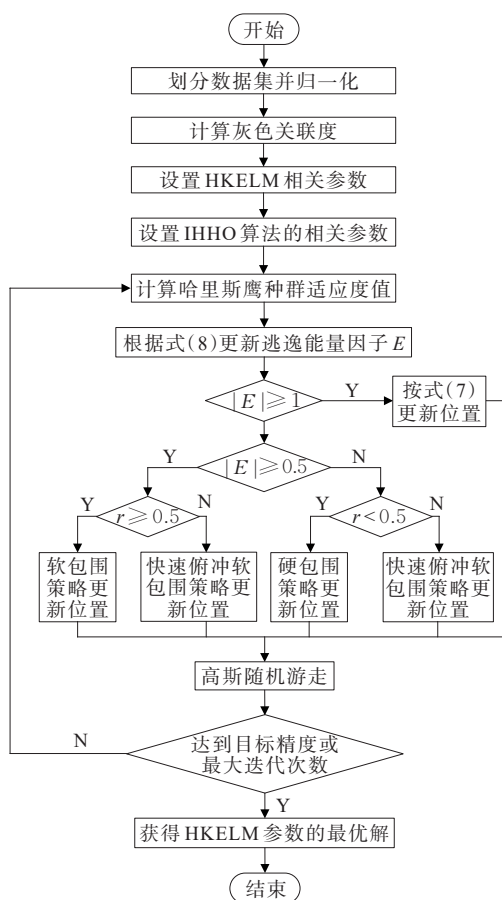


图 3 IHHO-HKELM 算法流程

Figure 3 Solution flow of IHHO-HKELM

1) 划分数据集并归一化。将覆冰数据划分为训练集和测试集,分别用于模型训练和精度检验,数据归一化公式为

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (17)$$

式中, x_i 为特征量原始值; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为特征量最大、最小值; x'_i 为特征量归一化后的数值。

2) 计算覆冰厚度与各特征量之间的灰色关联度,根据计算结果确定模型输入量。

3) 设置 HKELM 的相关参数。设置 σ_1 、 σ_2 和 λ 的初始值及搜索范围。

4) 设置 IHHO 算法的相关参数,设置 Harris 鹰的种群规模 $N=30$ 、最大迭代次数 $T_{\max} = 300$ [31]。

5) 根据适应度函数计算 Harris 鹰种群的初始适应度值,确定当前最优位置。

6) 对逃逸能量因子进行更新,根据逃逸能量因子的范围确定算法进入开发阶段还是围捕阶段,在此过程中对 Harris 鹰种群位置进行更新,比较并确定其中的最优值。

7) 判断算法是否终止迭代,若是则输出猎物位置向量 u ,即参数 C 、 σ_1 、 σ_2 和 λ 的最优解,否则返回步骤 5)。

8) 将最优解赋给 HKELM,利用 IHHO-HKELM 模型对线路覆冰厚度进行预测。

4 算例分析

采用西南某省电力公司导线覆冰厚度在线监测系统的数据进行仿真分析,覆冰线路为某 500 kV 架空输电线路,覆冰增长时间为 60 h,监测系统采样频率为 30 min/次,共有 120 组样本数据,具体如图 4 所示。

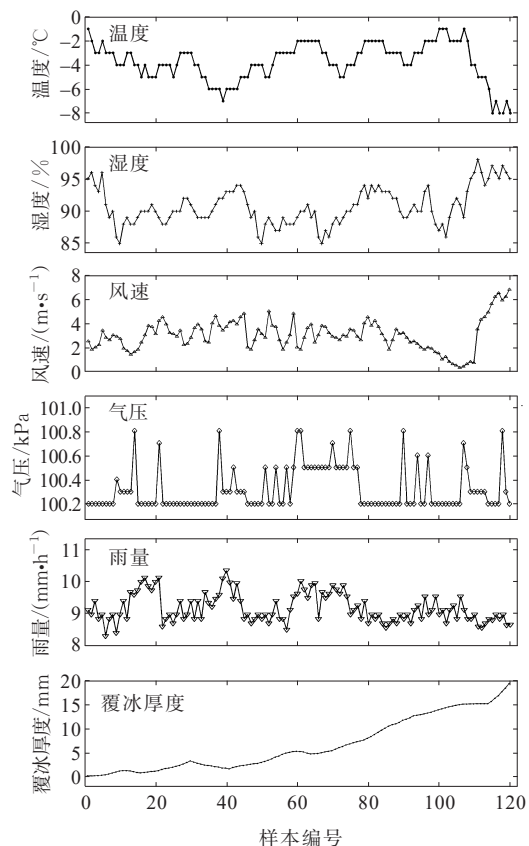


图 4 样本数据

Figure 4 Sample data

4.1 模型训练及参数优化

在本次覆冰过程中,计算图 4 中覆冰厚度数据列与各特征量数据列的灰色关联度,可得覆冰厚度与各影响因素之间的相关性如表 2 所示,可知相关性强弱顺序依次为温度 > 湿度 > 风速 > 雨量 > 气

压,其中,温度、湿度、风速为强相关性,雨量为较强相关性,而气压为弱相关性。因此在建立覆冰预测模型时,只考虑温度(T)、湿度(H)、风速(v)和雨量(R)的影响;同时,考虑时间的累积效应,覆冰预测模型的输入量为 $T(k-2)$ 、 $T(k-1)$ 、 $T(k)$ 、 $H(k-2)$ 、 $H(k-1)$ 、 $H(k)$ 、 $v(k-2)$ 、 $v(k-1)$ 、 $v(k)$ 、 $R(k-2)$ 、 $R(k-1)$ 、 $R(k)$ 。

表2 灰色关联度计算结果

Table 2 Calculation results of grey correlation degree

特征量	灰色关 联度	特征量	灰色关 联度	特征量	灰色关 联度
温度	0.786	风速	0.716	雨量	0.635
湿度	0.735	气压	0.454		

根据 IHHO-HKELM 覆冰预测模型的建模流程,对 120 组样本数据进行划分,前 110 组数据为训练集,后 10 组数据为测试集,利用训练集数据对模型进行训练,同时采用 IHHO 算法对 HKELM 的核参数进行优化, IHHO 算法的收敛曲线如图 5 所示,经过 54 次迭代后其适应度值不再变化,迭代结束后能够输出最优核参数,模型训练过程达到最优,核参数 σ_1 、 σ_2 、 λ 的最优解分别为 28.65、3.84、0.42。训练集的训练误差如图 6 所示,可以看出模型的训练误差控制较好。

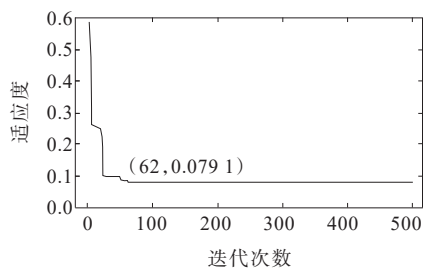


图5 IHHO 算法收敛曲线

Figure 5 Convergence curve of IHHO algorithm

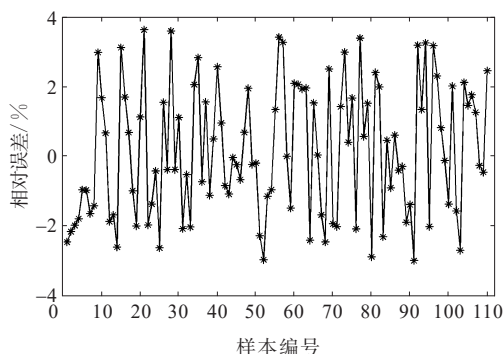


图6 训练集误差

Figure 6 Error of training set

4.2 建立覆冰预测模型

完成模型训练和核参数优化后利用 HKELM 对测试集样本进行预测。为了对比分析,采用 PSOEM-LSSVM、AMPSO-BP 覆冰预测模型对测试集数据进行预测, PSOEM-LSSVM、AMPSO-BP 模型参数设置和建模方法可分别参考文献[18]、[19], 3 种模型的预测结果如图 7 所示,可知 IHHO-HKELM 模型的覆冰预测结果与实际值更接近。

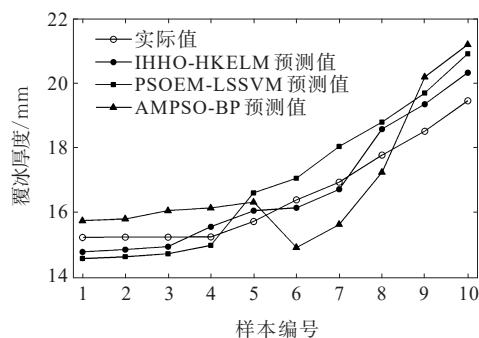


图7 覆冰预测结果

Figure 7 Prediction results of icing

为了进一步评价 3 种覆冰模型预测性能的优劣,采用均方误差(mean squared error, MSE)、最大误差和平均相对误差(mean absolute percentage error, MAPE)进行分析。 ϵ_{MAX} 、 ϵ_{MAPE} 分别为

$$\epsilon_{\text{MAX}} = \max(|y_i - y_i^*|) \quad (18)$$

$$\epsilon_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - y_i^*}{y_i} \right| \times 100\% \quad (19)$$

3 种模型对测试集覆冰厚度预测结果的各项误差如表 3 所示,对比表 3 中的数据可知, IHHO-HKELM 模型的均方误差、最大误差和平均相对误差分别为 0.285、0.86 mm 和 2.83%, 各类误差指标均优于 PSOEM-LSSVM 模型和 AMPSO-BP 模型,可见本文所提 IHHO-HKELM 模型在覆冰预测过程中的稳定性更好,预测精度更高,验证了本文所提覆冰预测模型的正确性和优越性。

表3 预测结果误差对比

Table 3 Error comparison of prediction results

模型	ϵ_{MSE}	$\epsilon_{\text{MAX}}/\text{mm}$	$\epsilon_{\text{MAPE}}/\%$
IHHO-HKELM	0.285	0.86	2.83
PSOEM-LSSVM	0.808	1.45	4.91
AMPSO-BP	1.236	1.67	5.97

4.3 建立覆冰预测模型

为了验证混合核函数与单一核函数的性能差异,采用控制变量法,仅以核极限学习机选择不同

核函数为变量,参数优化方法、训练集和测试集等其他条件均保持不变,以混合、高斯和多项式 3 种不同核函数建立的覆冰预测模型对测试集数据的预测结果如表 4 所示。

表 4 不同核函数的覆冰预测性能比较

Table 4 Performance comparison of icing prediction for different kernels

核函数	ϵ_{MSE}	ϵ_{MAX}/mm	$\epsilon_{MAPE}/\%$
混合	0.285	0.86	2.83
高斯	0.428	1.04	3.38
多项式	0.792	1.36	4.64

由表 4 可知,相比高斯和多项式等单一核函数,混合核函数模型的预测效果更好,其均方误差分别为高斯核函数和多项式核函数的 66.59% 和 35.98%,最大误差为高斯核函数和多项式核函数的 82.69% 和 63.23%,平均相对误差为高斯核函数和多项式核函数的 83.73% 和 60.99%。由此可见,混合核函数能够提升模型的泛化性能,提高输电线路覆冰预测精度。

4.4 工程应用

采用本文所提覆冰预测模型对某 500 kV 架空输电线路 2 次覆冰增长过程进行预测,样本数据组成及建模方法保持不变,2 次覆冰样本数据分别为 50、57 组,均取后 5 组样本为测试集,其余样本为训练集,2 次覆冰预测结果如图 8 所示,预测误差如表 5 所示。

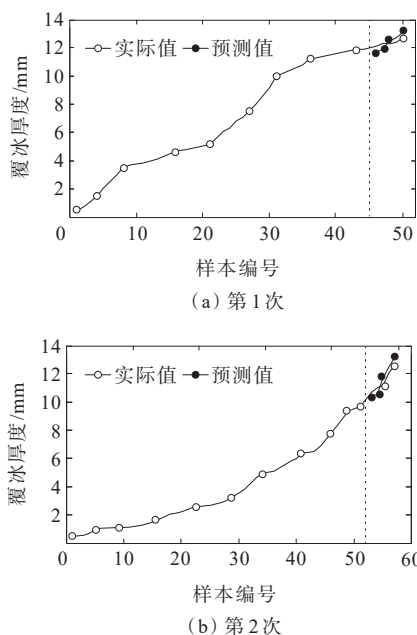


图 8 2 次覆冰过程预测结果

Figure 8 Prediction results of two icing processes

表 5 2 次覆冰过程预测误差

Table 5 Prediction error of two icing processes

覆冰过程	ϵ_{MSE}	ϵ_{MAX}/mm	$\epsilon_{MAPE}/\%$
第 1 次	0.148	0.49	3.14
第 2 次	0.186	0.58	3.36

综合图 8 和表 5 可以看出, IHHO-HKELM 模型应用于其他样本数据时仍具有较好的覆冰预测效果,验证了本文所提覆冰预测模型的实用性。2 次覆冰预测结果的平均相对误差分别为 3.14% 和 3.36%,相比前文覆冰预测精度有所降低,其原因可能是样本数据容量较小,模型训练不够充分,可见大量完整的覆冰数据可以进一步提高覆冰预测精度。

5 结语

1) 采用黄金正弦、非线性递减能量指数和高斯随机游走等策略对 HHO 算法进行改进,采用 IHHO 算法对 HKELM 进行优化,建立基于 IHHO-HKELM 的输电线路覆冰预测模型。根据覆冰厚度与各特征量之间的关联性强弱确定模型输入量,并考虑了时间的累积效应。

2) 采用覆冰数据进行算例分析,并与其他覆冰预测模型对比,结果表明,本文所提 IHHO-HKELM 覆冰预测模型具有更好的稳定性和更高的精度。将本文模型应用于工程实例,应用效果良好,验证了本文采用 IHHO 算法、混合核函数和 KELM 建立覆冰预测模型的实用性和优越性。

3) 输电线路覆冰是一个复杂的物理过程,与气象因素和地理环境均有复杂联系,本文覆冰样本数据容量有限,笔者接下来将积极寻求与相关部门合作,获取更多气象数据和覆冰样本数据,通过大量样本训练覆冰预测模型进一步完善。

参考文献:

[1] 吴建蓉,姜苏,黄欢,等.不同电压等级直线塔线路覆冰拉力值预警模型及核密度概率估计研究[J].电瓷避雷器,2022(5):199-204.
WU Jianrong, JIANG Su, HUANG Huan, et al. Early Warning model and kernel density probability estimation of ice covering tension values for linear tower lines with different voltage levels[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(5): 199-204.

[2] 徐伟进,徐炜彬,王贺冉,等.基于多信息融合的架空输电线路覆冰舞动预测方法[J].电工电气,2022(10):26-29+72.

- XU Weijin, XU Weibin, WANG Helan, et al. Prediction method of icing galloping of overhead transmission line based on multi-information fusion[J]. *Electrotechnics Electric*,2022(10): 26-29+72.
- [3] 谢庆,张焯宇,王春鑫,等.新一代人工智能技术在输变电设备状态评估中的应用现状及展望[J]. *高压电器*, 2022,58(11):1-16.
- XIE Qing, ZHANG Xuanyu, WANG Chunxin, et al. Application status and prospect of the new generation artificial intelligence technology in the state evaluation of power transmission and transformation equipment[J]. *High Voltage Apparatus*,2022,58(11):1-16.
- [4] 董昱,梁志峰,王上行,等.新型电力系统下推动储能与新能源协调有序发展的分析与思考[J]. *供用电*,2022,39(10):84-92.
- DONG Yu, LIANG Zhifeng, WANG Shangxing, et al. Analysis and thinking on promoting coordinated and orderly development of energy storage and new energy under new power system[J]. *Distribution & Utilization*, 2022,39(10):84-92.
- [5] 胡京,邓颖,蒋兴良,等.输电线路覆冰垭口微地形的特征提取与识别方法[J]. *中国电力*,2022,55(8):135-142.
- HU Jing, DENG Ying, JIANG Xingliang, et al. Feature extraction and identification method of ice-covered saddle microtopography for transmission lines[J]. *Electric Power*,2022,55(8):135-142.
- [6] 杨知,赵彬,李闯,等.基于星地融合的输电线路覆冰预警优化方法研究[J]. *电测与仪表*, 2022,59(11):54-62.
- YANG Zhi, ZHAO Bin, LI Chuang, et al. Study on optimization method of transmission line icing prediction based on satellite-ground fusion[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*,2022,59(11):54-62.
- [7] 李学军,胡安龙,薛国斌,等.基于改进隐马尔可夫模型的输电线路覆冰厚度概率预测[J]. *西安理工大学学报*, 2023,39(4):586-594.
- LI Xuejun, HU Anlong, XUE Guobin, et al. Probabilistic icing prediction of transmission lines based on improved hidden Markov model[J]. *Journal of Xi'an University of Technology*,2023,39(4):586-594.
- [8] 徐志钮,李先锋,郭一帆,等.基于温度滞后相位的输电线路覆冰监测方法[J]. *电力工程技术*,2022,41(6):91-100.
- XU Zhiniu, LI Xianfeng, GUO Yifan, et al. Icing monitoring method of transmission lines based on temperature lagging phase[J]. *Electric Power Engineering Technology*,2022,41(6):91-100.
- [9] 孟遂民. 架空输电线路设计[M]. 北京:中国电力出版社, 2015:45-50.
- MENG Suimin. Design of overhead transmission lines [M]. Beijing:China Power Publishing House,2015:45-50.
- [10] 何伟明,唐翀,黄绍川,等.复杂物理环境下基于DOFS的输电线路覆冰监测分析[J]. *广东电力*,2021,34(6):127-136.
- HE Weiming, TANG Chong, HUANG Shaochuan, et al. Analysis of transmission line icing monitoring based on DOFS in complex physical environment[J]. *Guangdong Electric Power*,2021,34(6): 127-136.
- [11] 单节杉,任敏,田鑫萃,等.基于故障电流回路特性的柔性直流架空线路纵联保护[J]. *电力系统自动化*,2022,46(21):152-159.
- SHAN Jieshan, REN Min, TIAN Xincui, et al. Pilot protection of flexible DC overhead line based on characteristics of fault current loop[J]. *Automation of Electric Power Systems*,2022,46(21):152-159.
- [12] 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.
- HAN Xingbo, WU Haitao, GUO Sihua, 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.
- [13] 于童,李英娜.物理引导的SSA-BiGRU输电线路覆冰厚度预测模型[J]. *电力科学与工程*,2022,38(2):28-36.
- YU Tong, LI Yingna. Prediction model used physics guided SSA-BiGRU for icing thickness of transmission lines[J]. *Electric Power Science and Engineering*,2022,38(2): 28-36.
- [14] 汪晗,李启迪,黄治翰,等.基于WPA优化LSSVM的输电线路覆冰厚度预测[J]. *东北电力技术*,2022,43(2):42-46.
- WANG Han, LI Qidi, HUANG Zhihan, et al. Prediction of transmission line icing thickness based on LSSVM optimized by WPA[J]. *Northeast Electric Power Technology*,2022,43(2): 42-46.
- [15] 王建,姚江宁,刘泽青,等.恶劣天气下配电网故障统计分析及其概率分布拟合[J]. *电力系统保护与控制*,2022,50(17):143-153.
- WANG Jian, YAO Jiangning, LIU Zeqing, et al. Fault statistical analysis and probability distribution fitting for a power distribution network in adverse weather conditions[J]. *Power System Protection and Control*,2022, 50(17):143-153.
- [16] 杨加伦,夏令志,操松元,等.基于特定重现期的电网舞动区域分布图绘制方法[J]. *电网与清洁能源*,2022,38(5):79-85+94.
- YANG Jialun, XIA Lingzhi, CAO Songyuan, et al. Conductor galloping distribution map developed based on specific recurrence period[J]. *Power System and Clean Energy*,2022,38(5):79-85+94.
- [17] 罗聪,范力栋,赵学文,等.基于VMD-IGWO-LSSVM的覆冰预测模型研究[J]. *电网与清洁能源*,2021,37(6):9-17.

- LUO Cong, FAN Lidong, ZHAO Xuewen, et al. Research on ice coating prediction model based on VMD-IGWO-LSSVM[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(6):9-17.
- [18] 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.
- LIU Chuang, HE Qinrong, LU Yinjun, et al. PSOEM-LSSVM forecasting model for the transmission line icing [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(6):131-137.
- [19] 李贤初, 张翕, 刘杰, 等. 输电线路导线覆冰 AMPSO-BP 神经网络预测模型[J]. 电力建设, 2021, 42(9):140-146.
- LI Xianchu, ZHANG Xi, LIU Jie, et al. Prediction of Transmission line icing thickness applying AMPSO-BP neural network model[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(9):140-146.
- [20] 李波, 李鹏, 高莲, 等. 基于 PCA-VMD-CNN 的输电线路覆冰重量预测模型[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(10):216-222.
- LI Bo, LI Peng, GAO Lian, et al. Prediction model for weight of icing coating transmission line based on PCA-VMD-CNN[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(10):216-222.
- [21] 韦权, 汤占军. 基于 SSA-VMD-SE-KELM 结合蒙特卡罗法的风电功率区间预测[J]. 智慧电力, 2022, 50(9):59-66.
- WEI Quan, TANG Zhanjun. Wind power interval prediction based on SSA-VMD-SE-KELM combined with Monte Carlo method[J]. Smart Power, 2022, 50(9):59-66.
- [22] 张永蕊, 阎洁, 林爱美, 等. 多点数值天气预报风速和辐照度集中式修正方法研究[J]. 发电技术, 2022, 43(2):278-286.
- ZHANG Yongrui, YAN Jie, LIN Aimei, et al. Integrated correction method of multi-point numerical weather prediction wind speed and irradiance[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(2):278-286.
- [23] 吴松梅, 蒋建东, 燕跃豪, 等. 基于 VMD-PSO-多核极限学习机的短期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(5):18-25.
- WU Songmei, JIANG Jiandong, YAN Yuehao, et al. Short-term load forecasting based on VMD-PSO-MKELM method[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(5):18-25.
- [24] 陈逸枫, 张大海, 李宇欣, 等. 基于 DWT-MOSMA-SVM 的多目标优化短期母线负荷预测[J]. 电力建设, 2023, 44(3):49-55.
- CHEN Yicong, ZHANG Dahai, LI Yuxin, et al. Multi-objective optimization based on DWT-MOSMA-SVM for short-term bus load forecasting[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(3):49-55.
- [25] 白丽丽, 杨晓娜, 张纪英, 等. 基于改进哈里斯鹰算法的分布式电源优化配置[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2022, 40(5):734-743.
- BAI Lili, YANG Xiaona, ZHANG Jiying, et al. Optimal configuration of distributed power supply based on improved harris eagle algorithm[J]. Journal of Jilin University(Information Science Edition), 2022, 40(5):734-743.
- [26] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H. Harris hawks optimization: Algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97:849-872.
- [27] 郭雨鑫, 刘升, 高文欣, 等. 精英反向学习与黄金正弦优化的 HHO 算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(10):153-161.
- GUO Yuxin, LIU Sheng, GAO Wenxin, et al. Elite opposition-based learning golden-sine harris hawks optimization[J]. Computer Engineering and Application, 2022, 58(10):153-161.
- [28] 熊玮, 徐浩, 徐林享, 等. 计及时间累积效应的 RF-APJA-MKRVM 输电线路覆冰组合预测模型[J]. 高电压技术, 2022, 48(3):948-957.
- XIONG Wei, XU Hao, XU Linxiang, et al. Combined model of icing prediction of transmission lines based on RF-APJA-MKRVM considering time cumulative effect [J]. High Voltage Technology, 2022, 48(3):948-957.
- [29] 郝艳捧, 魏发生, 王斌, 等. 特殊地形下输电线路等值覆冰厚度计算模型有效性分析和改进研究[J]. 电网技术, 2022, 46(7):2786-2793.
- HAO Yanpeng, WEI Fasheng, WANG Bin, et al. Research on Validity analysis and improvement of calculation model of equivalent icing thickness of transmission lines under special terrain[J]. Power System Technology, 2022, 46(7):2786-2793.
- [30] 王小军, 高广德, 吴田, 等. 基于 PSOEM 优化 LSSVM 的接地网腐蚀预测研究[J]. 智慧电力, 2020, 48(11):68-73.
- WANG Xiaojun, GAO Guangde, WU Tian, et al. Research on corrosion prediction of grounding grid based on PSOEM-optimized LSSVM[J]. Smart Power, 2020, 48(11):68-73.
- [31] 张海林, 陈混融. 基于混合策略的改进哈里斯鹰优化算法[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(1):166-178.
- ZHANG Hailin, CHEN Minrong. Improved harris hawks optimization algorithm based on hybrid strategy[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(1):166-178.