

腐蚀与防护

基于 ISOA-KELM 的风机叶片腐蚀速率预测

孙栋钦¹, 汤占军¹, 李英娜¹, 陆鹏²

(1. 昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650000;

2. 云南龙源风力发电有限公司, 云南 曲靖 655000)

摘要: **目的** 针对风机运行安全问题, 建立风机叶片表面腐蚀速率预测模型, 实现对风机叶片安全的预警。**方法** 对风机叶片腐蚀的原理进行分析, 探讨复合材料的腐蚀机理, 根据现场实测的数据对叶片表面腐蚀速率进行预测。针对海鸥算法 (SOA) 易陷入局部最优的问题提出了相应的改进方案, 采用 logistics 混沌映射取代了随机选取海鸥初始位置的方式, 提高海鸥初始位置的质量; 在海鸥位置更新方式中引入了 Levy 飞行策略, 使得海鸥算法有更强的全局搜索能力; 采用 Metropolis 准则, 使处于较差位置的海鸥个体也有一定概率被接受, 以提高种群多样性。将改进的海鸥算法用于对核极限学习机 (KELM) 参数的寻优, 建立 ISOA-KELM 风机叶片表面腐蚀速率预测模型。对该模型进行实验, 并与 SOA-KELM、PSO-KELM、GA-KELM 进行预测误差对比。**结果** 使用 ISOA 优化 KELM 提升了 KELM 的预测精度, 获得的平均绝对误差 (MAE) 为 0.457、均方误差 (MSE) 为 0.280、确定系数 (R-square) 为 0.959, 均优于 SOA-KELM、PSO-KELM、GA-KELM 对比模型。**结论** 用 ISOA-KELM 模型建立的风机叶片表面腐蚀速率模型具有更高的预测精度, 基于相关环境数据预测的腐蚀速率对风电场的维修计划具有良好的指导作用。

关键词: 海鸥优化算法; 核极限学习机; 风机叶片; 表面腐蚀; 腐蚀速率预测

中图分类号: TH391; TH145.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2022)11-0271-08

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2022.11.025

Prediction of the Corrosion Rate of Wind Turbine Blade Based on ISOA-KELM

SUN Dong-qin¹, TANG Zhan-jun¹, LI Ying-na¹, LU Peng²

(1. Kunming University of Science and Technology, College of Information Engineering and Automation Kunming 650000;

2. Yunnan Longyuan Wind Power Generation Limited Company Yunnan Qujing, 655000)

ABSTRACT: To scientifically stimulate the wind turbine blades maintenance plan and to protect the safety of wind farm personnel and property, the corrosion mechanism analysis of raw material for wind turbine blades was conducted. It was found that there are five main factors affecting the corrosion rate, which are temperature, external load, humidity, light, and the aging time of the material itself. Therefore, for the wind turbine blade in service, the influencing factors considered in this study are

收稿日期: 2000-00-00; 修订日期: 2000-00-00

Received: 2000-00-00; Revised: 2000-00-00

基金项目: 国家自然科学基金 (61962031)

Fund: The National Natural Science Foundation of China(61962031)

作者简介: 孙栋钦 (1995—), 男, 硕士, 主要研究方向为风力发电、智能算法。

Biography: SUN Dong-qin (1995-), Male, Master, Research focus: Wind power generation, intelligent algorithm.

通讯作者: 汤占军 (1969—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为新能源发电、智能控制。

Corresponding author: TANG Zhan-jun (1969-), Male, Doctor, Associate professor, Research focus: New energy power generation and intelligent control.

引文格式: 孙栋钦, 汤占军, 李英娜, 等. 基于 ISOA-KELM 的风机叶片腐蚀速率预测[J]. 表面技术, 2022, 51(11): 271-278.

SUN Dong-qin, TANG Zhan-jun, LI Ying-na, et al. Prediction of the Corrosion Rate of Wind Turbine Blade Based on ISOA-KELM[J]. Surface Technology, 2022, 51(11): 271-278.

maximum temperature, average temperature, wind speed, humidity, precipitation, light intensity, and blade service time. Weekly maximum temperature, average temperature, average wind speed, average humidity, total precipitation, average light intensity, and service time of the wind turbine blades are obtained from the wind farm database and weather stations. These data are used to train the model to predict the corrosion rate of the wind turbine blades.

The prediction model consists of a classifier and an optimization algorithm. A Kernel Extreme Learning Machine (KELM) was chosen as the classifier, and the hyper parameters of the KELM are optimized using an optimization algorithm to improve the classification performance. The corresponding improvement scheme is proposed to solve the problem that the SOA is easy to fall into local optimal. The method of randomly selecting the initial position of the seagull is replaced by the method of logistics chaotic mapping to improve the quality of the initial position of the seagull. The Levy flight strategy is introduced in the update method of seagull position, which makes the Seagull Optimization Algorithm have stronger global search ability. Metropolis criterion is adopted to make seagull individuals in poor positions have a certain probability to be accepted and improve the diversity of the population. The modified SOA is used to optimize the parameters of KELM, and establishes prediction model of corrosion rate on the surface of ISOA-KELM wind turbine blades.

To verify the prediction performance of the ISOA-KELM model, the parameters of KELM were optimized using the basic seagull optimization algorithm (SOA), particle swarm optimization (PSO), and genetic algorithm (GA) to compare the prediction errors with SOA-KELM, PSO-KELM, and GA-KELM, respectively. The obtained data are divided into training and test sets in a ratio of 3:1, and the model is trained using the training set. The results show that optimizing KELM using ISOA improves the prediction accuracy of KELM, and the obtained values of Mean Absolute Error (MAE) of 0.457, Mean Square Error (MSE) of 0.280, and R-square of 0.959 are better than the above three comparison models. After a series of experiments, the R-square of ISOA-KELM model is higher than 0.95, which further proves that the model has good accuracy and robustness in predicting the corrosion rate of wind turbine blades. And the prediction accuracy of ISOA-KELM model is higher than the average when the weekly corrosion area is $1.5 \sim 3.2 \text{ cm}^2$, and the corrosion rate in general is within this range, which shows that the prediction model can have good performance under normal circumstances.

After obtaining the prediction model, the prediction experiment was conducted for the corrosion rate in January and February 2021. Calculate the average values of maximum temperature, temperature, wind speed, humidity, total precipitation, and light intensity in January and February of the past three years, and input the obtained average values and service time into the model to predict the corrosion rate of wind turbine blades in January and February of 2021. After 20 experiments, the average value of each index is obtained as MSE is 0.502, MAE is 0.531, R-square is 0.912. Because the influence of corrosion is the average of the past three years, so the prediction effect is not as good as the prediction effect of the model comparison for the test set, but still has high accuracy. It is proved that the model has good robustness and can provide decision suggestions for the maintenance plan of wind farms, so as to guarantee the safety of wind turbine blades.

KEY WORDS: seagull optimization algorithm; nuclear extreme learning machine; wind turbine blade; surface corrosion; corrosion rate prediction

2020 年我国风电并网装机容量达到了 $7.167 \times 10^7 \text{ kW}$, 年发电量达到 $4.665 \times 10^{11} \text{ kWh}$, 并且新增装机连续多年全球第一。风机叶片作为风力发电机造价最高也是极容易损坏的部件, 由于维修不及时导致需要更换叶片的花费早已超过了其他部件维护所需的费用, 因此其检测与防护尤为重要。风机叶片由复合材料制成, 其中的增强材料一般是玻璃纤维和碳纤维, 具有良好的防腐蚀性能^[1]。但在风机运行过程中风沙和鸟类撞击会造成小的擦痕, 在环境作用下擦痕转变为腐蚀, 腐蚀会进一步扩大, 导致叶片力学性能下降, 最终叶片折断。由于维修叶片需要停机, 同时擦痕几乎不对风机叶片运行产生影响, 小面积腐蚀也不需要立即修复, 为了不打乱发电计划, 因此风电场

人员在记录损伤位置后, 根据腐蚀情况制定维修计划集中修复。在等待维修这段时间, 需要持续关注腐蚀情况。风电场分布范围大, 风电场地理环境复杂, 依靠人力对多个风机持续检测十分困难, 因此根据影响叶片腐蚀的因素, 对各个腐蚀点进行腐蚀速率预测有一定现实意义。

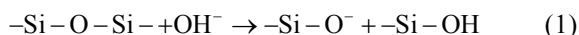
多位专家对玻璃纤维复合材料的腐蚀行为进行了研究。瞿立^[2]等对复合材料进行了盐雾试验, 对材料腐蚀后的拉伸性能、弯曲强度和剪切性能进行分时段测试, 发现在腐蚀过程中这 3 种力学性能都呈现先增加后下降趋势。刘志^[3]等研究了在紫外光和酸、碱、盐溶液的作用下, 老化、腐蚀对材料力学性能的影响, 同样得到了力学性能先增加后减小的结论。代

礼葵^[4]用多种方式表征了复杂环境下复合材料冲蚀损伤的演化行为, 并通过不同老化周期中材料各项指标的变化, 得出了水解反应和光氧化反应是产生腐蚀主要原因的结论。

复合材料腐蚀一定程度后, 粘结强度变差且不易修复^[5]。为了减少腐蚀带来的损失, 多位专家提出了多种腐蚀预测方法。丁康康^[6]对复合材料在南海岛礁大气环境下的腐蚀规律进行预测, 并建立了灰色预测模型。李晖等^[7]利用人工加速玻璃纤维老化过程, 并确定各因素比例系数建立回归方程。牛一凡^[8]等通过分析材料的湿热损伤机制, 结合环境当量、老化时间建立材料的寿命预测模型。王涛等^[9]将材料的弯曲性能作为性能指标, 将时间、温度、腐蚀介质含量作为影响因素, 建立了 BP 神经网络模型预测材料寿命。这些研究成果给出的都是实验室内静态的材料老化预测, 并不能直接应用在不间断运行的风机叶片腐蚀预测上。考虑到风电场的露天环境和叶片的运动状态, 通过分析相关因素, 构建了核极限学习机预测模型。由于检测手段所限, 仅将腐蚀面积扩大的速率作为预测对象。

1 风机叶片腐蚀影响因素

风机叶片的腐蚀实际上受到叶片材料本身和环境的巨大影响。复合材料的老化程度对腐蚀有着至关重要的影响, 碳纤维和玻璃纤维材料容易受温度影响, 且老化速率与温度高低呈正相关^[10-12]。水的存在会加速破坏复合材料^[13-14], 导致风机叶片的耐老化性能下降。水附着在风机叶片上将玻璃纤维中的碱金属化合物溶解, 导致水体呈碱性。氢氧根与 SiO_2 的反应见式 (1)。



同时, 氢氧根离子的存在会使复合材料中树脂基体发生水解, 反应式见式 (2)。



另外, 玻璃纤维吸湿膨胀、脱湿收缩等物理变化也会引起风机叶片损伤扩大, 因而当地的降水量和湿度对风机叶片的腐蚀有很大影响。

树脂基体作为复合材料中的基体材料, 能在一定程度上保护纤维材料, 其性能受损也会影响风机表面的损伤情况。在辐照条件下, 单个树脂分子吸收的能量大于其化学键能时, 分子链段转变为激发态; 在氧气作用下发生光氧化降解^[15]。该过程是一个较为复杂的过程, 其主要降解过程见式 (3) — (6)。



其中, 式 (3) 为激发过程; 式 (4) 为树脂分子与 O_2 反应过程; 式 (5) — (6) 生成的小分子化合物流失, 导致树脂基体流失, 对纤维材料的保护能力下降。

在应力作用下玻璃纤维的耐腐蚀性能会下降^[16], 叶片同时受到风力和风机旋转产生不断交变的力。风速的大小同时也影响着风机转速大小。经过上述腐蚀机理分析可知, 影响腐蚀的主要因素是温度、外部载荷、湿度和光照, 还有材料自身的老化时间。因此, 该研究考虑的影响因素是最高温度、平均温度、风速、湿度、降水量、光照强度及叶片服役时间。

2 ISOA-KELM 模型原理

2.1 改进海鸥算法 (ISOA)

海鸥算法正是根据海鸥的迁徙习惯和攻击行为设计的一种智能算法, 在文献[17]中已有详细介绍, 在此不再赘述。虽然海鸥算法在优化问题上能产生良好结果, 但也有明显缺陷。文献[18]表明, 算法初始种群的分布能够很大程度影响算法性能。基本海鸥算法通过随机选择确定种群初始位置, 可能在一定程度上导致分布不均, 使种群多样性不足。另外, 海鸥算法会过早收敛, 陷入局部最优。采用混沌算子能增加初始种群的多样性, 提高算法的求解精度和收敛速度^[19]。logistic 混沌序列公式见式 (7)。

$$y_{n+1} = \mu(1 - y_n)y_n \quad (7)$$

式中: μ 为混沌系数; y_n 为 (0,1) 的随机数。

初始海鸥种群由 M 个 D 维个体组成, 对每个个体 n 都进行混沌映射, 得到 M 个 D 维序列, 见式 (8)。

$$X_{nd} = \{X_{nd}, n=1,2,3,4,\dots,M; d=1,2,3,4,\dots,D\} \quad (8)$$

式中: X_{nd} 为第 n 个个体第 d 维的值。

通过式 (9) 将产生的混沌序列映射到搜索空间内。

$$X_{nd} = \text{lb} + X_{nd} \times (\text{ub} - \text{lb}) \quad (9)$$

式中: ub 和 lb 分别表示设定的上、下限。

为使海鸥算法具有逃脱局部极值的能力, 可采用 2 种方法, 即在海鸥位置更新公式中加入 Levy 飞行机制, 以及采用 metropolis 准则使算法有一定的概率接受差值。

Levy 飞行机制广泛应用于解决算法的过早收敛问题, 文献[20-21]通过在搜索过程中加入 Levy 飞行机制都取得了一定效果。在海鸥算法的位置更新方式中引入 Levy 飞行机制, 见式 (10) — (11)。

$$D_1(x) = D_s(x) + |C_s(x) + M_s(x)| \times L(\delta) \quad (10)$$

式中: $D_1(x)$ 为搜索后的新位置; $D_s(x)$ 表示当前个体与最佳位置之间的距离; $C_s(x)$ 为随机值, 以保证海鸥不发生碰撞; $M_s(x)$ 表示个体相对最佳海鸥的方向; $L(\delta)$ 见式 (11)。

$$L(\delta) = \frac{r_1 \times \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin \frac{\pi\beta}{2}}{\Gamma((1+\beta)/2) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}} \right)^{1/\beta}}{|r_2|^{1/\beta}} \quad (11)$$

式中: r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 范围内的随机数; β 为影响飞行路线分布的值, 一般取 1.5; $\Gamma(x) = (x-1)!$ 。

退火算法 (SA) [22] 于 1983 年提出, 原理类似于物体升温再冷却的过程, 随着温度下降, 物体中的粒子逐渐稳定排列成高密度有规则的晶体, 对应算法中的全局最优解。其中, Metropolis 准则使更差的解也有机会成为新解。在文献[23-24]中, 为解决算法过早陷入局部最优的问题, 在选择新解时采用了 Metropolis 准则。

假设: x_i 为海鸥个体代表的解, x_{best} 为当代海鸥种群中最优解, x_i^* 为更新后海鸥个体的解。若 x_i^* 的适应度高于 x_{best} , 则 $x_{\text{best}} = x_i^*$ 。根据 Metropolis 准则, 若 x_i^* 比 x_i 更优则更新后的解代替原先解, 若 x_i^* 比 x_i 差, 则随机生成一个 $[0,1]$ 的数 α , 若 $\alpha < \exp(d_f/t)$ 则接受新解。其中, d_f 是 x_i^* 与 x_i 适应度值的差值, t 为当前的温度。

2.2 核极限学习机 (KELM)

极限学习机是单隐含层神经网络[25], 各层之间的权值、阈值随机产生。ELM 模型的输出表示见式 (12)。

$$f(x) = h(x)H^T(1/C + HH^T)^{-1}L \quad (12)$$

式中: $f(x)$ 为学习目标函数, x 是输入向量; $h(x)$ 、 H 为隐藏节点输出; C 是正则化系数; L 为期望输出。

Huang 等[26]引入核函数作为极限学习机隐含层节点映射, 提高了 ELM 的非线性映射能力[27]。将径向基核函数 (rbf) 引入极限学习机, 那么式 (12) 可表达为式 (13) — (14)。

$$f(x) = [K(x, x_1); \dots; K(x, x_n)](1/C + \Omega_{\text{ELM}})^{-1}L \quad (13)$$

$$\Omega_{\text{ELM}} = HH^T = h(x_i)h(x_j) = K(x_i, x_j) \quad (14)$$

核函数 K 为径向基核函数, K 的定义见式 (15)。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|}{\gamma^2}\right) \quad (15)$$

式中: γ 反映数据样本的分布特性。

2.3 ISOA-KELM 模型构建步骤

根据对核极限学习机的介绍可知, 其正则化系数 c 和核函数参数 γ 需要选择, 且会直接影响模型的预测性能。为提高模型的预测性能, 先使用改进的海鸥算法 (ISOA) 对参数 c 和 γ 寻优, 然后使用核极限学习机对数据进行训练和预测, 流程图如图 1 所示。

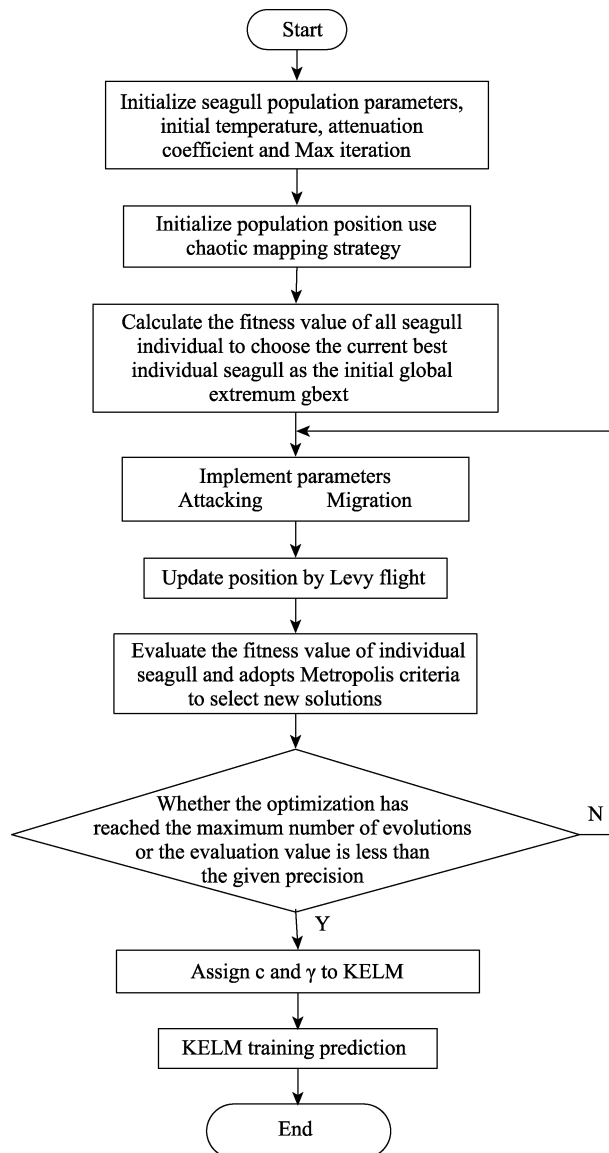


图 1 ISOA-KELM 预测模型流程
Fig.1 ISOA-KELM predictive model process

3 预测实例分析

3.1 数据来源

风电场通过无人机拍摄方式, 每周记录风机叶片上特定的腐蚀区域, 通过腐蚀面积变化计算出每周的腐蚀速率。由于腐蚀区域是不规则图像, 无法直接计算其面积, 因此为减少无关因素的影响, 将腐蚀区域进行裁剪, 经过裁剪后灰度化的腐蚀点图像见图 2a, 再进行二值化得到图 2b。二值化后图像可以视为由 0 和 1 组成的矩阵, 黑色像素在矩阵中表达为 0, 统计 0 的个数得到腐蚀所占的像素点个数。叶片单面的实际面积已知, 在原图像中将风机叶片分割, 得到整个叶片所占的像素点个数, 通过腐蚀面积像素点个数占比, 计算得到腐蚀的实际面积。



a 腐蚀图像灰度图



b 腐蚀图像二值图

图 2 腐蚀图像

Fig.2 Corrosion image: a) gray scale of corrosion image;b) binary corrosion image

从风电场数据库和气象站获得每周最高温度、平均温度、平均风速、平均湿度、总降水量、平均光照强度和风机叶片的服役时间。从 2019 年 6 月到 2020 年 12 月, 一共得到 80 组数据, 相关数据变化曲线见图 3。

部分数据展示见表 1。将 7 个影响腐蚀的因素作为模型的输入, 腐蚀速率作为输出, 腐蚀速率曲线见图 4。

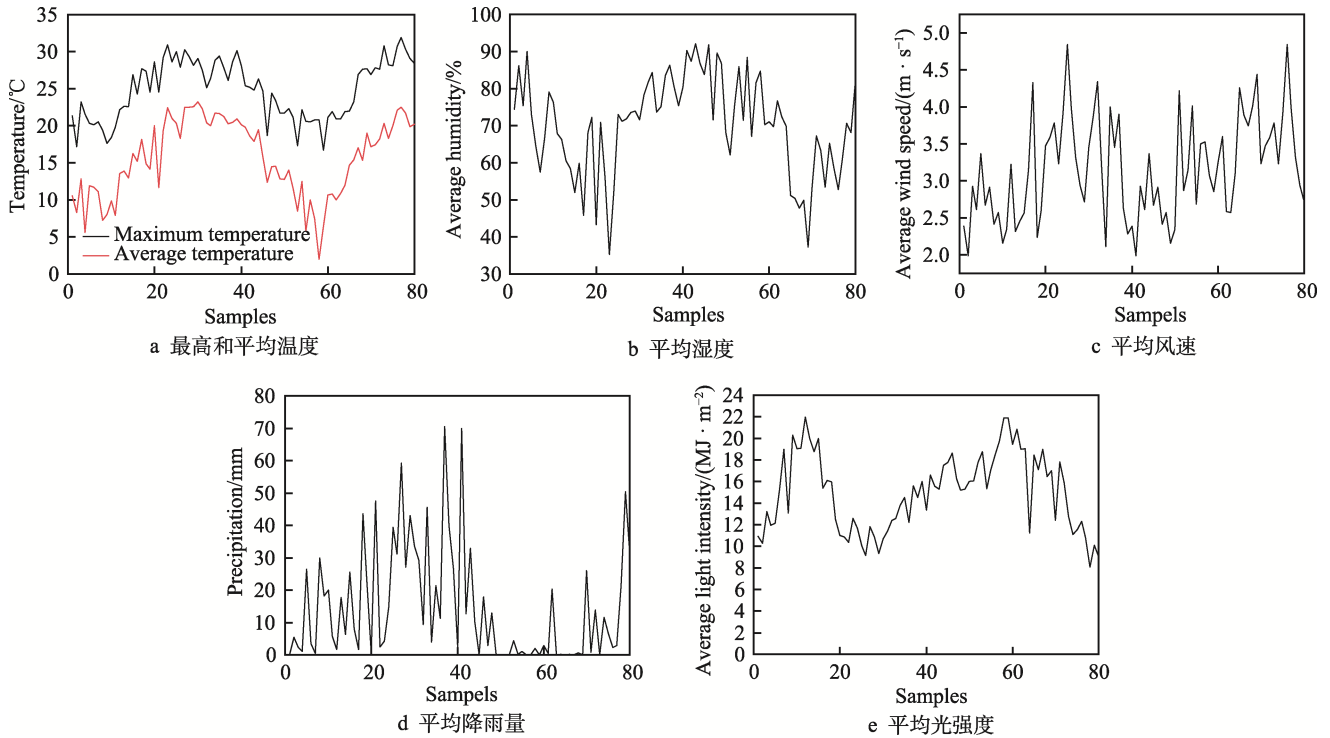


图 3 数据变化曲线

Fig.3 Data change curve: a) maximum and average temperature; b) average humidity; c) average wind speed; d) precipitation; e) average light intensity

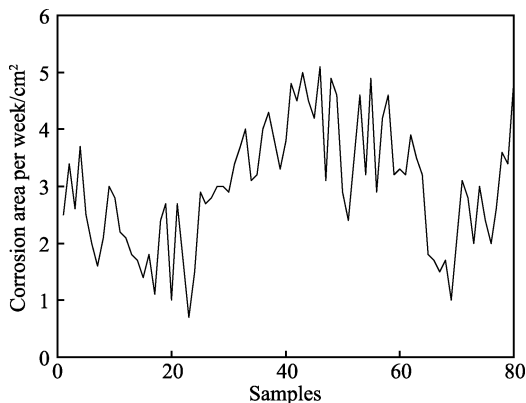


图 4 每周腐蚀面积

Fig. 4 Corrosion area per week

从表 1 可以看出, 各数据因量纲不同在数据大小上有巨大的差距, 这会影响分析结果。采用式 (16) 对 7 个影响叶片腐蚀速率的因素进行数据归一化。将样本数值 x 转换为 x^* 。

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (16)$$

式中: x_{\max} , x_{\min} 分别为样本中的最大值和最小值。

3.2 模型对比

将 2019 年 6 月到 2020 年 8 月共 60 组数据作为训练数据集, 2020 年 8 月到 2020 年 12 月共 20 组数据作为测试集。用改进的海鸥算法对 KELM 的参数进行寻优。因为在寻优过程中使用均方误差作为适应度函数, 所以适应度值越低表示该参数的适应度越高。均方误差 S 计算公式见式 (17)。

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2 \quad (17)$$

式中: y_i 为实际值; y_i^* 为预测值。

表 2 为各模型在不同寻优算法下的均方误差。

改进海鸥算法的参数设置为: 正则化系数 $c \in [0.01, 10]$ 和核函数参数 $\gamma \in [0.01, 10]$, 改进海鸥

表 1 腐蚀影响因素和腐蚀速率
Tab.1 Corrosion influencing factors and corrosion rate

Maximum temperature/℃	Average temperature/℃	Average wind speed/(m·s ⁻¹)	Average humidity/%	Precipitation/mm	Average light intensity/(J·m ⁻²)	Service time/week	Corrosion area per week/cm ²
21.3	10.5	2.4	74.4	0.0	11 894 758	134	2.5
17.2	8.3	2.0	86.1	5.4	10 284 748	135	3.4
23.2	12.9	2.9	75.4	2.2	13 223 453	136	2.6
21.6	5.6	2.6	89.9	1.1	10 938 485	137	3.7
20.3	11.9	3.4	73.0	26.5	12 127 856	138	2.5
20.1	11.7	2.7	64.5	3.4	13 232 456	139	2.0
20.5	11.1	2.9	57.5	0.4	109 828 837	140	1.6

算法种群规模 $N=30$ ；最大迭代次数 $M=100$ ；退火算法的初始温度 $T=100\text{ }^{\circ}\text{C}$ ，温度衰减系数 $\alpha=0.88$ 。

为与 ISOA-KELM 模型作对比，分别采用基本海鸥算法 (SOA)、粒子群算法 (PSO)、遗传算法 (GA) 优化 KELM 的参数。各算法基本参数、寻优范围相同。PSO 学习因子设置为 $c_1=c_2=1.8$ ；惯性权重 w 设为 0.6。GA 设为单点交叉形式，交叉概率为 0.8，变异率为 0.01。

各算法寻优过程适应度值变化曲线见图 5。

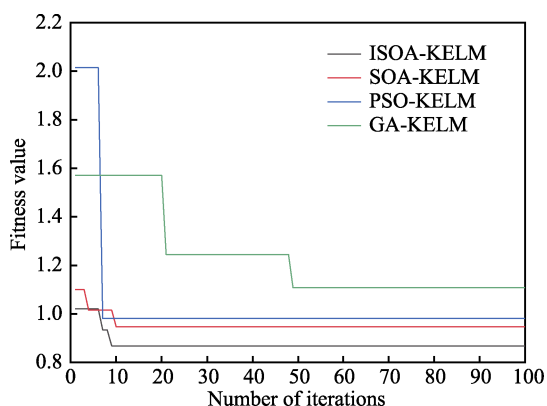


图 5 各模型适应度值变化曲线

Fig.5 Change curve of fitness value of each model

由图 5 可以看出，各算法适应度值均随着迭代次数的增加而减小，但 ISOA 能在较少的迭代次数中达到最小的均方误差。SOA 也能在较少的迭代次数中取得较好的适应度值，但寻优能力还是次于 ISOA。ISOA 的初始适应度值低于 SOA，说明经过混沌算子优化，提高了种群初始位置质量。PSO 迅速稳定在适应度值较高的位置，说明容易受困于局部最佳。GA 随迭代次数增加而趋于稳定，但适应度在 ISOA-KELM、SOA-KELM、PSO-KELM、GA-KELM 中 IPSO 最高。通过 ISOA 得到的最优正则化系数 c 和核函数参数 γ 分别为 2.050 6 和 1.842 6。4 个模型相应的评价指标对比见表 2。

平均绝对误差 A 的计算公式见式 (18)。

$$A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(y_i - y_i^*)| \quad (18)$$

表 2 各模型预测结果
Tab.2 Forecast results of each model

Model	Mean Square Error	Mean Absolute Error	R-square	Training time/s
ISOA-KELM	0.280	0.457	0.959	248
SOA-KELM	0.414	0.533	0.754	58
PSO-KELM	1.633	1.348	0.667	79
GA-KELM	2.878	2.123	0.589	98

确定系数 (R-square) R 的计算公式见式 (19)。

$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (19)$$

式中： y_i 是原始数据； y_i^* 是拟合数据； \bar{y} 是原始数据的平均值。

R-square 越接近 1，表示拟合程度越好。由表 2 可以看出，GA-KELM 模型的预测误差最大，表明 GA-KELM 容易陷入局部极值。4 种模型的预测误差对比见图 6。

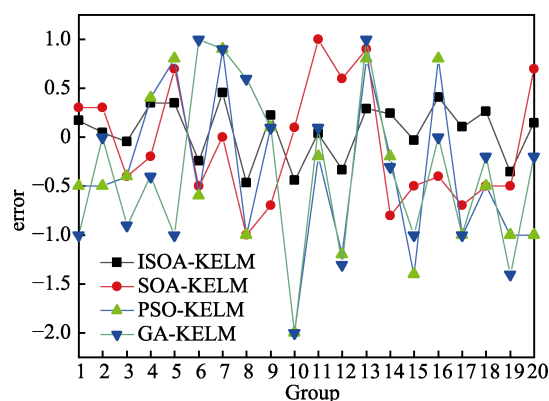


图 6 预测误差对比

Fig.6 Comparison of prediction errors

从图 6 可以看出，ISOA-KELM 模型不能做到对每一个样本的预测结果都与实际值最接近，但预测结果在整体上更加接近实际值曲线。由表 2 和图 6 可以

看出, PSO-KELM 模型和 GA-KELM 模型的预测误差波动较大, 证明这 2 种方法并不适用对风机叶片腐蚀速率的预测。通过平均绝对误差和确定系数对比发现, ISOA-KELM 模型的误差远小于 SOA-KELM 模型, 证明该种新模型更加适用于风机叶片腐蚀速率的预测。从数据训练时间分析, 在 4 种模型中, ISOA-KELM 模型的训练时间更长, 但该研究的应用场景对训练时间的要求不高。把 ISOA-KELM 预测的腐蚀速率和实际腐蚀速率进行相关性分析, 结果见图 7。

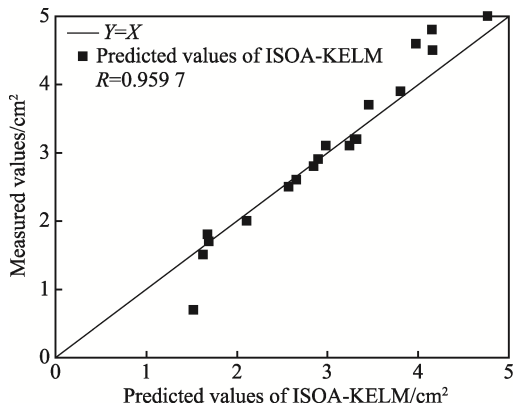


图 7 ISOA-KELM 预测结果拟合
Fig. 7 Fitting diagram of isoa-kelm prediction results

经过多次实验, ISOA-KELM 模型的 R-square 均高于 0.95, 进一步证明该模型在预测风机叶片腐蚀速率问题上有良好的鲁棒性。并且观察图 7 可知, 每周腐蚀面积为 1.5~3.2 cm² 时 ISOA-KELM 模型的预测结果更加准确, 而一般情况下每周腐蚀的面积都在此范围内, 说明该预测模型在通常情况下都能有良好的表现。

3.3 腐蚀速率预测

对 2021 年 1、2 月份的腐蚀速率进行预测实验, 需要 7 个影响腐蚀因素数据, 天气预报无法预知 2 个月的气象数据。过去 3 a 的 1~2 月的最高温度、平均温度、风速、湿度、总降水量、光照强度(平均值), 风机叶片服役时间已知, 得到结果见表 3。将得到的各项平均值和服役时间输入模型, 对 2021 年 1~2 月风机叶片的腐蚀速率进行预测。为检验预测效果, 将结果与实际腐蚀速率进行相关性分析, 结果如图 8 所示。

经过 20 次实验, 得到各项指标的平均值为 0.502, 平均绝对误差 0.531, 确定系数为 0.912。因为腐蚀的影响因素是过去 3 a 的平均值, 所以预测效果不如模型对比中对测试集的预测效果, 但仍然具有较高的准确性。这证明了该模型具有较好的鲁棒性, 可为风电场的维修计划提供决策参考。

表 3 腐蚀影响因素和腐蚀速率
Tab.3 Corrosion influencing factors and corrosion rate

Maximum temperature/℃	Average temperature/℃	Average wind speed/(m·s ⁻¹)	Average humidity/%	Precipitation/mm	Average light intensity/(J·m ⁻²)	Service time/week	Corrosion area per week/cm ²
16.1	10.5	73.9	73.9	2.7	9 332 629	214	1.8
15.1	8.5	71.6	71.6	3.5	10 671 817	215	2.6
16.5	12.5	78.3	78.3	3.9	11 406 857	216	2.1
15.1	5.8	81.9	81.9	4.3	12 394 708	217	3.4
16.4	10.0	84.3	84.3	3.2	12 571 224	218	1.6
18.8	7.4	73.7	73.7	2.1	13 811 746	219	2.8
19.4	2.0	75.1	75.1	4.0	14 517 085	220	2.9
17.8	6.4	83.6	83.6	3.5	12 207 028	221	3.5

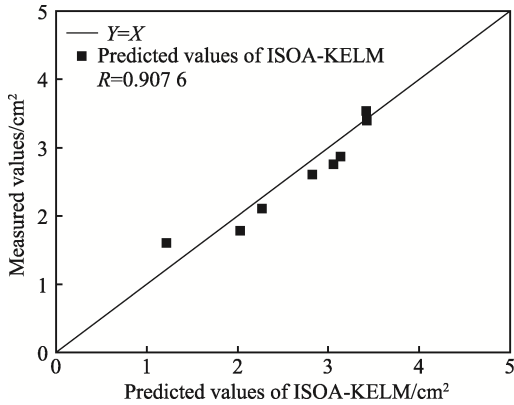


图 8 ISOA-KELM 预测结果拟合
Fig. 8 Fitting diagram of isoa-kelm prediction results

4 结语

1) 基于风机叶片腐蚀状况监测难度大的问题, 选取影响腐蚀的 7 个因素, 建立风机叶片腐蚀速率预测模型, 这能给风电场提供有价值的维修建议。

2) 目前, 国内外文献中关于预测风机叶片腐蚀速率的研究较少, 该领域的数据库较小, 这直接阻碍了该领域人工智能的发展。使用核极限学习机作为预测模型, 由于正则化系数 c 和核函数参数 γ 的选择将会对预测结果产生较大影响, 如何对这些系数进行选择是其难点。

3) 分别使用 ISOA-KELM、SOA-KELM、

PSO-KELM、GA-KELM 等 4 种模型进行对比实验。研究结果显示, ISOA-KELM 模型的预测均方误差、平均绝对误差都相对较小, 分别为 0.280 和 0.457, 同时确定系数为 0.959, 表明模型对数据的拟合较好。

4) 通过计算过去 3 a 相关因素的平均值, 对 2021 年 1~2 月风机叶片的腐蚀速率进行预测, 与实际腐蚀速率进行比较, 得到的平均确定系数为 0.912, 证明 ISOA-KELM 模型可用于风机叶片腐蚀速率预测。

参考文献:

- [1] 陈秋宇, 赫玉欣, 张丽, 等. 碳纤维/玻璃纤维混杂复合材料的力学性能研究[J]. 化工新型材料, 2020, 48(7): 134-138.
CHEN Qin-yu, HE Yu-xin, ZHANG Li, et al. Mechanical Property of Carbon /Glass Hybrid Fiber Composite[J]. New Chemical Materials, 2020, 48(7): 134-138.
- [2] 瞿立, 康少付, 李进, 等. 玻纤/乙烯基酯复合材料的制备及其盐雾腐蚀行为[J]. 玻璃钢/复合材料, 2019(11): 95-99.
QU Li, KANG Shao-fu, LI Jing, et al. Preparation and Salt Spray Atmospheric Corrosion Behavior of Glass Fiber/Vinyl Ester Composites[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2019(11): 95-99.
- [3] 刘志, 张勇, 张彬, 等. 玻璃纤维/聚氨酯复合材料耐腐蚀和耐 UV 研究[J]. 聚氨酯工业, 2020, 35(1): 26-28.
LIU Zhi, ZHANG Yong, ZHANG Bin, et al. Study on Corrosion-Resistance and UV-Resistance of Glass Fiber / Polyurethane Composites[J]. Polyurethane Industry, 2020, 35(1): 26-28.
- [4] 代礼葵. 环境因素下玻纤增强树脂基复合材料冲蚀损伤行为[D]. 新疆大学, 2019: 15-60.
DAI Li-kui. Erosion Damage Behavior of Glass Fiber Reinforced Resin Matrix Composites under Environmental Factors[D]. Xinjiang University, 2019: 15-60.
- [5] ZERBST U, MADIA M, VORMWALD M. Fatigue Strength and Fracture Mechanics[J]. Procedia Structural Integrity, 2017(5): 745-752.
- [6] 丁康康, 杜建平, 王振华, 等. 严酷海洋大气环境下玻璃纤维复合材料腐蚀老化规律研究[J]. 装备环境工程, 2021, 18(11): 10-17.
Ding Kang-kang, DU Jian-ping, WANG Zhen-hua, et al. Study on Corrosion Aging Behavior of Glass Fiber Reinforced Composites in Severe Marine Atmospheric Environment[J]. Equipment Environmental Engineering, 2021, 18(11): 10-17.
- [7] 李晖, 张录平, 孙岩, 等. 玻璃纤维增强复合材料的寿命预测[J]. 工程塑料应用, 2011, 39(1): 68-73.
LI Hui, ZHANG Lu-ping, SUN Yan, et al. Prediction of Service Life of the Glass Fibre Reinforced Composite[J]. Engineering Plastics Application, 2011, 39(1): 68-73.
- [8] 牛一凡, 李璋琪, 朱晓峰. 全湿热场下碳纤维/环氧树脂复合材料弯曲性能及寿命预测[J]. 复合材料学报, 2020, 37(1): 104-112.
NIU Yi-fan, LI Zhang-qi, ZHU Xiao-feng. Flexural Properties and Life-time Estimation of Carbon Fiber/Epoxy Composite under Hygrothermal Conditions[J]. Acta Materialiae Compositae Sinica, 2020, 37(1): 104-112.
- [9] 王涛, 王俊, 赵迪宇, 等. 基于 BP 神经网络的玻璃纤维增强塑料腐蚀条件下的寿命预测[J]. 化工学报, 2019, 70(12): 4872-4880.
WANG Tao, WANG Jun, ZHAO Di-yu, et al. Life Prediction of Glass Fiber Reinforced Plastics Based on BP Neural Network under Corrosion Condition[J]. CIESC Journal, 2019, 70(12): 4872-4880.
- [10] 谢桂华, 卞玉龙, 唐永生, 等. 纤维增强复合材料疲劳性能的温度效应[J]. 玻璃钢/复合材料, 2017(9): 19-24.
XIE Gui-hua, BIAN Yu-long, TANG Yong-sheng, et al. Temperature Effect on Fatigue Performance of Fiber-Reinforced Polymer[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2017(9): 19-24.
- [11] 杨丽颖, 聂百胜, 董小平, 等. 温度和 CO₂ 环境对玻璃钢腐蚀形貌及力学性能的影响[J]. 材料热处理学报, 2016, 37(10): 109-114.
YANG Li-ying, NIE Bai-sheng, DONG Xiao-ping, et al. Effect of Temperature on Morphology and Mechanical Properties of Carbon Fiber Reinforced Polymer (FRP) Composites Corroded by CO₂[J]. Transactions of Materials and Heat Treatment, 2016, 37(10): 109-114.
- [12] 李亚南, 于运花, 杨小平. 玻璃纤维/乙烯基酯树脂复合材料在硫酸溶液中的腐蚀机理研究[J]. 玻璃钢/复合材料, 2014(6): 30-34.
LI Ya-nan, YU Yun-hua, YANG Xiao-ping. The Corrosion Mechanism Research of Glass Fiber Reinforced Vinyl Ester Resin Composites in Sulfuric Acid Solutions[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2014(6): 30-34.
- [13] 谭艺蓓, 倪爱清, 陈宏达, 等. 吸水对连续玻璃纤维增强聚丙烯复合材料的力学性能影响的研究[J]. 玻璃钢/复合材料, 2017(10): 72-78.
TAN Yi-bei, NI Ai-qing, CHEN Hong-da, et al. Effect of Water Absorption on Mechanical Properties of Continuous Glass Fiber Reinforced Polypropylene Composites[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2017(10): 72-78.
- [14] 朱坤坤, 倪爱清, 王继辉, 苕麻/玻璃纤维混杂复合材料的老化研究及寿命预测[J]. 玻璃钢/复合材料, 2016(5): 48-54.
ZHU Kun-kun, NI Ai-qing, WANG Ji-hui. Aging Study and Life Prediction of Ramie/Glass Fiber Hybrid Composites[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2016(5): 48-54.
- [15] 代礼葵, 孙耀宁, 王国建. 玻璃纤维/环氧乙烯基酯树脂复合材料环境综合因素下的冲蚀行为及机制[J]. 复合材料学报, 2019, 36(9): 2059-2066.
DAI Li-kui, SUN Yao-ning, WANG Guo-jian. Erosion Behavior and Mechanism of Glass Fiber/Epoxy Vinlester Composites under Multiple Environmental Factors[J]. Acta Materialiae Compositae Sinica, 2019, 36(9): 2059-2066.