

输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型

刘 闯¹, 何沁鸿², 卢银均¹, 杨凯帆¹, 黄 婧¹,
何丽娜¹, 陈 磊¹, 孟遂民³

(1. 国网湖北省电力有限公司荆门供电公司, 湖北 荆门 448000; 2. 国网湖北省电力有限公司钟祥市供电公司, 湖北 钟祥 431900;
3. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002)

摘 要:针对输电线路覆冰厚度预测方法存在的收敛速度慢、预测精度差等问题,考虑覆冰厚度影响因素,提出一种采用扩展记忆粒子群(PSOEM)进行参数寻优的方法,并将其应用到最小二乘支持向量机(LSSVM)中进行覆冰厚度预测。该方法在传统粒子群算法中引入扩展记忆因子,使粒子具有更强的搜索能力,从而加快收敛速度,提高预测精度。最后,采用实际线路覆冰数据对预测模型进行精度检验,结果表明,基于 PSOEM-LSSVM 预测模型的平均相对误差均小于 3%,与其他模型相比,预测效果最好。

关 键 词:输电线路;覆冰预测;扩展记忆粒子群;最小二乘支持向量机

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.06.017 中图分类号:TM752 文章编号:1673-9140(2020)06-0131-07

PSOEM-LSSVM forecasting model for the transmission lines icing

LIU Chuang¹, HE Qinzhong², LU Yinjun¹, YANG Kaifan¹,
HUANG Jing¹, HE Lina¹, CHEN Lei¹, MENG Suimin³

(1. Jingmen Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Jingmen 448000 China; 2. Zhongxiang Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Zhongxiang 431900, China; 3. College of Electrical Engineering & New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: According to the fact that the existing icing prediction methods has a slow convergence speed and poor prediction accuracy, a method based on particle swarm optimization with extended memory (PSOEM) is proposed under the consideration of the icing thickness influence to optimize parameters. It is applied to the least squares support vector machine (LSSVM) to predict icing thickness. The proposed method introduces an extended memory factor into the traditional particle swarm algorithm to make the particles have stronger search capabilities, thereby speeding up convergence and improving prediction accuracy. Finally, the actual line icing data is utilized to test the accuracy of the prediction model. It is shown that the average relative error of the prediction model based on PSOEM-LSSVM is less than 3%. Compared with other models, the prediction effect is the best.

Key words: transmission line; icing forecast; particle swarm optimization with extended memory; least squares support vector machine

收稿日期:2018-06-07;修回日期:2018-08-11

基金项目:电网环境保护国家重点实验室开放基金(GYW51201700590)

通信作者:刘 闯(1991-),男,硕士,主要从事电力设备运行与维护的研究;E-mail: 502290454@qq.com

输电线路覆冰会引起断线、舞动、闪络等事故,严重时可能会导致倒塔,造成大面积停电,影响电力系统的稳定运行^[1-3]。2008 年冰灾事故发生后,大量监测设备被应用到电力运维工作中,但由于监测设备探头容易被冰覆盖,因此在线监测也存在可靠性差等问题^[4]。在重冰区,当线路覆冰达到 20 mm 时,等值覆冰厚度每增加 0.1 mm,整条线路的覆冰荷载将大幅增加^[5],可见准确预测线路覆冰厚度在抗冰工作中显得尤为重要。

关于覆冰预测,目前建模方法大致分为 2 种:①物理模型分析法。该方法重点研究覆冰增长过程中质量、密度及形状的变化^[6],比较著名的有 Imai 和 Goodwin 模型^[7-8],但这些物理模型需要大量的微观参数才能保证预测精度^[9],因此物理模型法在实际工程中很难适用;②统计分析法。这种方法主要根据历史统计数据,挖掘数据间的联系,采用智能算法加以分析,具有代表性的是 BP 神经网络预测模型^[10]和 SVM 回归模型^[11],这种方法的可操作性更强,但神经网络方法需要大量的样本进行训练,且容易陷入局部最优解^[12],SVM 虽然适用于小样本预测,但 SVM 中的几个关键参数需要确定。文献^[13]虽然采用粒子群优化算法得到了 SVM 参数,并预测了覆冰厚度,但模型的平均相对误差高达 5.16%,预测精度有待进一步提高。

随着智能算法技术越来越成熟,改进粒子群算法应用愈发普遍,其收敛速度是传统粒子群的 2 倍以上^[14],寻优时间明显缩短。该文应用粒子群对 LSSVM 参数进行寻优时引入记忆粒子,采用记忆粒子储存输电线路覆冰信息,并考虑覆冰时长、温度、湿度、风速等因素的影响,建立基于 PSOEM-LSSVM 的输电线路覆冰厚度预测模型,采用实际算例进行分析,验证寻优方法的有效性和预测模型的通用性。

1 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机(LSSVM)是由 Suykens 等人根据 SVM 提出的改进方法,它具有 SVM 一些特征,比如:结构风险最小化原则、核函数等^[15]。LSSVM 的不同之处在于,采用平方项作为优化指

标,对二次规划问题加以简化,把 SVM 中的不等式约束转化为等式约束。

LSSVM 回归原理:令训练集为 $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^N$,其中, $\mathbf{x}_i \in R^n$ 为输入值,代表支持向量, $y_i \in R^n$ 为输出值, N 为样本总量。在高维空间中利用非线性函数 $\varphi(x)$ 对训练集进行线性回归,可得回归方程:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \varphi(\mathbf{x}_i) + b \quad (1)$$

式中 b 为偏置量; \mathbf{w} 为权值向量。

为了满足经验风险最小化, LSSVM 的优化问题变为

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (2)$$

式中 C 为惩罚因子, $C \in (0, +\infty)$, 其作用是对误差范围外的数据进行调节; ξ_i 为误差。

约束条件变为

$$y_i [(\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i)) + b] = 1 - \xi_i, i=1, 2, \dots, l \quad (3)$$

为了求解优化问题,引入拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi_i, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (y_i (\mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i) \quad (4)$$

式中 α 为拉格朗日乘子。根据 KKT 条件得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \phi(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C \xi_i, i=1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \rightarrow y_i (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) - 1 + \xi_i = 0, \\ i=1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (5)$$

对于式(5),消去 \mathbf{w} 和 ξ_i , 得到线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \frac{\mathbf{I}}{C} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{Z} = [\phi(\mathbf{x}_1)^T y_1, \phi(\mathbf{x}_2)^T y_2, \dots, \phi(\mathbf{x}_N)^T y_N] \\ \mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T \\ \mathbf{I} = [1, 1, \dots, 1]^T \\ \alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T \end{cases} \quad (7)$$

同时,根据 Mercer 条件,令 $\Omega = ZZ^T$, 引入核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)^T \cdot \phi(\mathbf{x}_j)$, 可得:

$$\Omega = y_i y_j \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) = y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (8)$$

则式(6)可以修改为线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & y_1 & \cdots & y_n \\ y_1 y_1 y_1 K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + \frac{2}{C} & \cdots & y_1 y_n K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_n & y_1 y_1 K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_N) & \cdots & y_1 y_n K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_N) + \frac{2}{C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

利用最小二乘法求解式(9), 即可得到 LSSVM 的回归函数:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (10)$$

常用核函数有多项式核函数、双曲正切核函数和 RBF 核函数, 为了使 LSSVM 的泛化能力更好, 该文选择 RBF 核函数, 公式为

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\delta^2}\right) \quad (11)$$

式中 δ 为 RBF 核函数宽度。

2 扩展记忆粒子群优化算法

20 世纪 90 年代, Kennedy 等人受群鸟觅食行为的启发提出了粒子群优化算法(PSO), 它的基本思想是利用种群个体间的竞争与合作, 找到全局最优解^[16]。

假设 D 维空间中存在一个包含 n 个粒子的种群 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 令种群中第 i 个粒子的位置对应的向量为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$, 该粒子速度对应的向量为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$, 种群中的个体极值为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$, 群体极值为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 。根据粒子群算法的更新公式, 每经历一次迭代, 种群中所有粒子更新各自的速度和位置, 具体公式为

$$v_{id}^{k+1} =$$

$$\omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{gd}^k) \quad (12)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (13)$$

式(12)、(13)中 v_{id}^k 、 x_{id}^k 分别为第 k 次迭代时粒子的速度和位置; v_{id}^{k+1} 、 x_{id}^{k+1} 分别为第 $k+1$ 次迭代时粒子的速度和位置; $d = 1, 2, \dots, D$; $i = 1, 2, \dots, n$; ω 为惯性权重; k 为迭代次数; c_1 、 c_2 均为加速因子; r_1 、 r_2 均为随机函数, 且 $r_1, r_2 \in [0, 1]$ 。

为了提高 PSO 算法的寻优效果, 该文对传统粒子群算法进行改进, 提出一种扩展记忆粒子群优化算法(PSOEM), 采用带扩展记忆的粒子储存历史信息, 包括速度、位置、个体极值及种群极值。改进后寻优公式为

$$v_{id}^{k+1} =$$

$$\omega v_{id}^k + c_1 r_1 [\eta_l (p_{id}^k - x_{id}^k) + \eta_{l-1} (p_{id}^{k-1} - x_{id}^{k-1})] + c_2 r_2 [\eta_l (p_{gd}^k - x_{gd}^k) + \eta_{l-1} (p_{gd}^{k-1} - x_{gd}^{k-1})] \quad (14)$$

式中 $\eta_l, \eta_{l-1} \in R^+$, $\eta_l + \eta_{l-1} = 1$, η_l 为当前有效因子, η_{l-1} 为扩展记忆因子。

仿真分析表明, 相比于 PSO 算法, PSOEM 算法优化多维函数时粒子的目的性更强, 搜索方向更明确, 有利于粒子积累搜索经验, 加快算法的收敛速度, 并能够提高计算精度。

3 基于 PSOEM-LSSVM 的线路覆冰预测模型

输电线路覆冰是由多种影响因素共同作用的结果。研究表明, 覆冰时长、温度、湿度、风速等是造成线路覆冰快速增长的主要原因。由于输电线路运行环境特殊, 大量且完整的覆冰历史数据很难收集, 这就造成了仿真计算时往往缺乏足够的样本数据, 专门针对小样本数据的 LSSVM 回归模型很好地解决了这个问题。在应用 LSSVM 时, 有 2 个极其重要的参数需要确定, 参数选择合适与否会直接影响模型的预测精度。

为了完成输电线路覆冰预测工作, 该文利用样

本数据测试集进行训练,采用扩展记忆粒子群进行参数寻优,确定 LSSVM 覆冰预测模型的参数。PSOEM 与 LSSVM 相结合建模思路如图 1 所示。

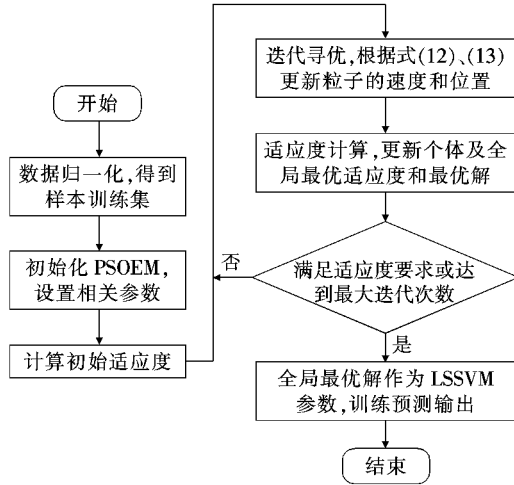


图 1 预测模型流程

Figure 1 Flowchart of forecast model

具体过程如下:

1) 对输电线路覆冰数据进行归一化,公式为

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (15)$$

式中 x_i 为特征量原始值; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为特征量最大值和最小值; x'_i 为特征量归一化后的值;

2) 首次训练 LSSVM,令 LSSVM 的参数 C 、 δ^2 的初始值分别为 100、2.5,根据迭代结果计算初始适应度值,公式为

$$I = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l |y_i - y_i^*| \quad (16)$$

式中 l 为样本总量; y_i 为覆冰厚度实际值; y_i^* 为覆冰厚度预测值;

3) 初始化设置 PSOEM 参数,令惯性权重 ω 线性递减,递减范围为 0.9~0.4,种群规模为 30,加速因子均为 2,最大迭代次数为 300,当前有效因子和扩展记忆因子分别为 0.6、0.4;

4) 设当前个体最优解为 $C=100$, $\delta^2=2.5$,根据适应度值的计算结果记录当前全局最优解,并把 C 和 δ^2 作为寻优目标继续迭代;

5) 根据 PSOEM 算法更新粒子的速度和位置,得到粒子的新速度和新位置,并把当前位置用扩展记忆粒子进行储存,记录每次迭代后的个体最优解和全局最优解;

6) 将步骤 5 中的全局最优解赋给 LSSVM 预测模型,对样本数据进行训练,计算新适应度值;

7) 比较新适应度值和当前适应度值,如果新适应度值更好,则将其更新为当前适应度值,如果当前适应度值比全局适应度值更好,则把当前适应度值更新为全局适应度值;

8) 判断是否满足迭代终止条件,即找到全局最优解或达到最大迭代次数,若是则输出结果,否则返回步骤 5 继续迭代;

9) 将 C 和 δ^2 最优值赋给覆冰预测模型,即可对线路覆冰厚度进行预测。

4 算例分析

该文对某 220 kV 线路的一次覆冰过程监测数据进行分析,部分历史数据如表 1 所示。该覆冰数据共有 35 组,其中编号为 1~30 的数据用于建模,31~35 用于检验模型精度。

表 1 某 220 kV 输电线路覆冰数据

Table 1 Icing data of a 220 kV transmission line

样本 标号	覆冰时 长/h	温度/ ℃	湿度/ %	风速/ (m/s)	冰厚/ mm
1	1	-6	95	0.5	2.25
2	2	-5	96	0.8	3.05
3	3	-5	94	0.7	3.67
4	4	-4	93	1.2	4.81
5	5	-3	96	2.4	6.06
...
31	31	-2	97	2.6	20.82
32	32	-2	97	1.9	21.48
33	33	-1	93	1.5	22.47
34	34	-1	94	1.5	22.88
35	35	-1	96	1.4	23.07

在 Matlab2012 环境下建模仿真,利用 LSSVM、PSO-LSSVM 和 PSOEM-LSSVM 分别建立覆冰预测模型,LSSVM 模型采用 Matlab2012 自带 LIBSVM 工具箱中的默认参数,分别为 $C=1$ 、 $\delta=0.01$,PSO-LSSVM 模型采用传统粒子群优化后的最优参数为 $C=98.41$ 、 $\delta^2=43.27$,PSOEM-LSSVM 模型采用扩展记忆粒子群优化后的最优参数为 $C=99.52$ 、 $\delta^2=38.65$ 。3 种模型的训练效果如图 2

所示,可以看出,3 种模型的拟合效果均符合覆冰厚度增长趋势,但比较而言,PSOEM-LSSVM 模型训练效果最好,LSSVM 模型训练效果最差。

采用 PSO-LSSVM 和 PSOEM-LSSVM 模型进行样本训练的适应度曲线如图 3 所示,可以看出,PSO-LSSVM 模型需要迭代大约 120 次才能达到稳定,而 PSOEM-LSSVM 模型迭代只需进行不到 50 次即可完成。可见扩展记忆粒子群能够明显提高收敛速度。

利用上述 3 种训练模型对 5 组测试数据进行预测,预测数据如图 4 所示,可以看出,PSOEM-LSSVM 模型的预测效果最好。

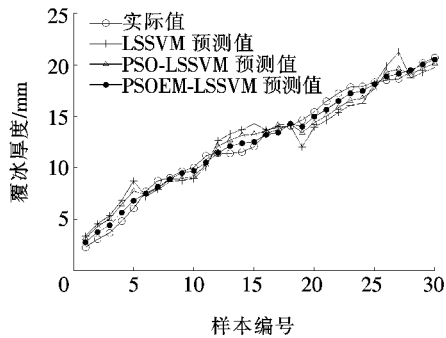


图 2 训练数据预测值

Figure 2 Prediction value of training data

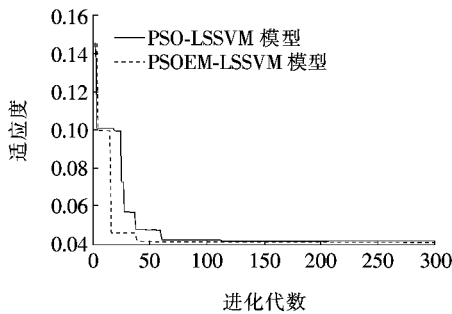


图 3 2 种预测模型的适应度曲线

Figure 3 The fitness curve of two prediction models

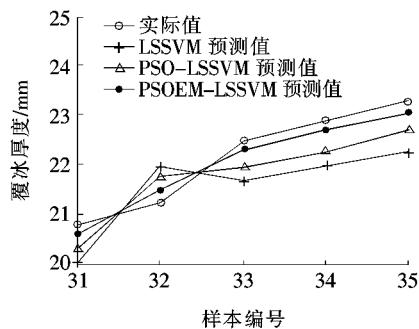


图 4 测试数据预测值

Figure 4 Prediction value of test data

采用平均相对误差对预测结果进行分析。设覆冰厚度实际值为 y , 预测值为 y^* , 则绝对误差为 $y - y^*$, 相对误差为 $(y - y^*)/y$ 。预测模型的平均相对误差为

$$\epsilon = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{|y_m - y_m^*|}{y_m} \quad (17)$$

式中 M 为测试样本的个数; y_m 为第 m 个覆冰厚度实际值; y_m^* 为第 m 个覆冰厚度预测值。

经计算,LSSVM 预测模型的平均相对误差为 4.53%,采用粒子群优化后的误差下降为 3.17%,采用带扩展记忆的粒子群优化后,误差进一步下降到 1.75%,可见 LSSVM 回归模型的参数被优化后误差明显下降,而采用扩展记忆粒子群优化后的预测精度在传统 PSO 优化的基础上进一步提高。通过更精确地计算线路等值覆冰厚度,使电力部门能够及时掌握线路覆冰情况,采取相应的运维措施。

为了进一步验证该文提出覆冰预测方法的通用性,采用鄂西地区某 500 kV 超高压线路 139# 铁塔上在线监测装置获取的 3 次覆冰过程数据,该监测装置每隔 20 min 对线路信息进行一次采集,这些信息包括环境温度、相对湿度、20 min 内的平均风速和线路等值覆冰厚度等。3 次覆冰过程获取的样本数据均为 60 组,采用前 50 组进行训练,后 10 组检验模型精度,实际值与预测值分别如图 5~7 所示,预测结果的平均相对误差如表 2 所示。

从表 2 中可以看出,3 次过程的平均相对误差均不超过 3%,采用 PSOEM-LSSVM 预测方法仍具有很高的预测精度,相较于 220 kV 线路覆冰数据建立的预测模型误差有所增大,其原因在于部分样本数据可能存在异常,可采取适当的方法进行处理,使预测模型得到进一步完善。

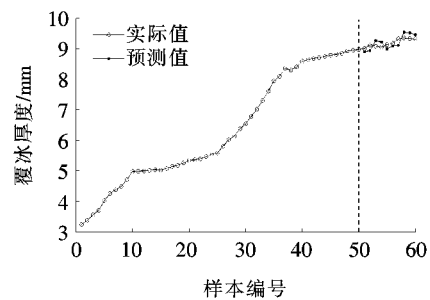


图 5 覆冰过程 1

Figure 5 The first icing process

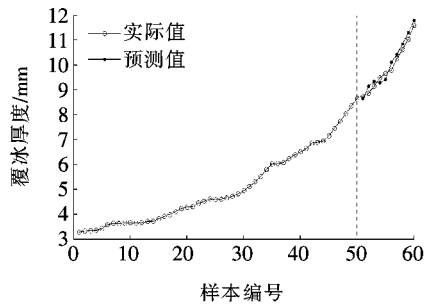


图6 覆冰过程2

Figure 6 The second icing process

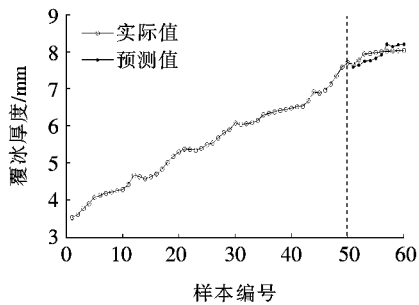


图7 覆冰过程3

Figure 7 The third icing process

表2 3次覆冰过程建模误差

Table 2 The modeling error of three icing process

覆冰过程	平均相对误差/%
第1次	2.63
第2次	2.18
第3次	2.96

5 结语

1) 该文采用扩展记忆粒子群对 LSSVM 参数进行寻优,使粒子群在寻优过程中目的性更强、搜索方向更明确,并基于此提出了输电线路 PSOEM-LSSVM 覆冰厚度预测方法。

2) 通过实际算例验证了 PSOEM-LSSVM 覆冰预测模型能够更好地解决小样本数据预测问题,与其他模型相比,该模型迭代次数更少,训练及拟合效果更好,预测结果更准确。

3) 线路覆冰过程非常复杂,该文所收集的覆冰数据数量有限,接下来将积极寻求与相关部门合作,获取大量的实际覆冰数据,以数据为驱动,进一步完善预测模型。

参考文献:

- [1] 庄文兵,祁创,熊小伏,等. 计及气象因素时间累积效应的输电线路覆冰预测[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(17):6-13.
ZHUANG Wenbing, QI Chuang, XIONG Xiaofu, et al. Transmission line icing prediction considering time cumulative effect of meteorological factors[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 6-13.
- [2] 程松,郁琛,吴琛,等. 考虑输电线路安全的机械除冰次序优化[J]. 中国电力,2018,51(1):71-77.
CHENG Song, YU Chen, WU Chen, et al. Optimization of mechanical de icing sequence considering transmission line safety[J]. Electric Power, 2018, 51(1): 71-77.
- [3] 念路鹏,阳林,郝艳捧,等. 均匀覆冰时重冰区 110 kV 直线塔关键构件的受力分析[J]. 智慧电力,2020,48(1):15-22.
NIAN Lupeng, YANG Lin, HAO Yanbang, et al. Stress analysis of key components of 110 kV tangent tower in heavy ice area under uniform icing[J]. Smart Power, 2020, 48(1): 15-22.
- [4] 马国明,李成榕,全江涛,等. 架空输电线路覆冰监测光纤光栅拉力倾角传感器的研制[J]. 中国电机工程学报,2010,30(34):132-138.
MA Guoming, LI Chengrong, QUAN Jiangtao, et al. Development of fiber bragg grating tension & tilt sensor for icing-monitoring of overhead transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(34): 132-138.
- [5] 孟遂民. 架空输电线路设计[M]. 北京:中国电力出版社,2007.
- [6] 韩兴波,蒋兴良,毕聪来,等. 基于分散型旋转圆导体的覆冰参数预测[J]. 电工技术学报,2019,34(5):1096-1105.
HAN Xingbo, JIANG Xingliang, BI Conglai, et al. Prediction of icing parameters based on dispersed rotating circular conductors[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(5): 1096-1105.
- [7] 黄新波,刘家兵,蔡伟,等. 电力架空线路覆冰雪的国内外研究现状[J]. 电网技术,2008,32(4):23-28.
HUANG Xinbo, LIU Jiabing, CAI Wei, et al. Present research situation of icing and snowing of overhead transmission lines in China and foreign Countries[J]. Power System Technology, 2008, 32(4): 23-28.
- [8] 苑吉河,蒋兴良,易辉,等. 输电线路导线覆冰的国内外

- 研究现状[J]. 高电压技术,2004,30(1):6-9.
- YUAN Jihe,JIANG Xingliang,YI Hui,et al. The present study on conductor icing of transmission lines[J]. High Voltage Engineering,2004,30(1):6-9.
- [9] 阳林,郝艳捧,黎卫国,等. 架空输电线路在线监测覆冰力学计算模型[J]. 中国电机工程学报,2010,30(19):100-105.
- YANG Lin,HAO Yanpeng,LI Weiguo, et al. A mechanical calculation model for on-line icing-monitoring system of overhead transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE,2010,30(19):100-105.
- [10] LUO Y,YAO Y,LI Y,et al. Research on power transmission line ice prediction system based on BP neural network[C]//IEEE International Conference on Measurement,Information and Control(MIC),Harbin,China,2012.
- [11] 马小敏,高剑,吴驰,等. 基于灰色支持向量机的输电线路覆冰厚度预测模型[J]. 中国电力,2016,49(11):46-50.
- MA Xiaomin,GAO Jian,WU Chi, et al. Prediction model of transmission line icing thickness based on grey support vector machine[J]. Electric Power,2016,49(11):46-50.
- [12] 郑振华,刘建生. 遗传算法与 BP 神经网络相结合的输电线路覆冰厚度预测方法[J]. 电网与清洁能源,2014,30(4):27-30+35.
- ZHENG Zhenhua,LIU Jiansheng. Prediction method of ice thickness on transmission lines based on the combination of GA and BP neural network[J]. Power System and Clean Energy,2014,30(4):27-30+35.
- [13] 尹子任,苏小林. 基于粒子群算法优化支持向量机的输电线路覆冰预测[J]. 电力学报,2014,29(1):6-9+61.
- YING Ziren,SU Xiaolin. Icing thickness forecasting of transmission line based on particle swarm algorithm to optimize SVM[J]. Journal of Electric Power,2014,29(1):6-9+61.
- [14] 王锦文. 基于改进粒子算法优化 NRBF 神经网络的覆冰厚度预测模型[J]. 电力科学与技术学报,2012,27(4):76-80.
- WANG Jinwen. Ice thickness prediction model of transmission line based on improved particle swarm algorithm to optimize NRBF neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2012,27(4):76-80.
- [15] 孔敏儒,陈怡,李文慧,等. 基于粒子群优化 PCA-LSSVM 算法的高压断路器机械故障诊断研究[J]. 电网与清洁能源,2019,35(10):68-74.
- KONG Minru,CHEN Yi,LI Wenhui, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on particle swarm optimization PCA-LSSVM algorithm[J]. Power System and Clean Energy,2019,35(10):68-74.
- [16] 潘晨,滕欢,梁梦可,等. 基于改进粒子群算法考虑阀点效应的经济负荷最优分配[J]. 电力科学与技术学报,2020,35(1):151-156+162.
- PAN Chen,TENG Huan,LIANG Mengke, et al. Optimal economic load distribution considering valve point effect based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2020,35(1):151-156+162.