

基于 PSO-LSSVM 的高压电力电缆接头温度预测

何邦乐, 黄勇, 叶颀, 徐浩森

(国网上海市电力公司检修公司, 上海 200072)

摘要: 高压电力电缆接头温度是反映电缆运行状况的重要指标, 对接头温度进行精确预测可提高电缆安全运行水平。采用最小二乘支持向量机建立适用于电缆接头的温度预测模型, 并给出了预测方法的具体步骤。模型以电缆接头的历史温度、环境温度、湿度和线芯/护层电流比为输入样本, 电缆接头的表面温度为输出。为了提高预测精度, 采用粒子群优化算法对模型的标准化参数和正则化参数进行动态寻优。以上海某 110 kV 电缆接头为例进行预测, 结果表明, 提出的方法能较好地预测电缆接头温度, 预测精度高, 为电缆温度监测和预警系统提供可靠的判断依据。

关键词: 电力电缆; 接头温度预测模型; LSSVM; 粒子群优化算法

中图分类号: TM93

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2019)01-0031-05

0 引言

电力电缆输电系统可以大幅度节省土地资源, 充分满足资源节约、环境友好的需求^[1]。电力电缆在城市电网中得到广泛应用, 需求量飞速增长。电缆系统的薄弱环节是电缆接头, 现场运行经验表明, 超过 90% 的电缆运行故障发生在电缆接头位置^[2]。电缆接头内部存在的缺陷将造成电场集中, 局部温度升高^[3]。当接头内部温度超过 137 ℃, 电缆绝缘介质将发生电-热击穿^[4], 严重影响电网的安全可靠运行。接头温度是电缆运行状况的重要指标, 现有电缆监测系统能实时采集电缆接头温度数据, 但尚不具备预测能力。基于测量数据的接头温度预测成为近年来的研究热点, 通过温度预测, 可以提前判断电缆接头的绝缘水平, 及时诊断故障, 为温度监测系统预警提供依据。

电缆接头温度与环境温度、湿度、线芯电流等因素相关, 通常是随机、非线性的。目前, 对电缆接头温度预测的研究不多。文献[5]采用一阶、二阶自适应系数优选组合法进行预测, 文献[6]采用广义回归神经网络方法进行预测, 但存在对样本数据要求高、收敛性差等不足。支持向量机 (support vector machines, SVM) 回归模型遵循风险最小化原则, 够有效解决小样本、非线性、高维度等实际问题^[7], 已经成功应用于短期负荷预测、风功率预测和风速预测^[8-10], 但是此方法存在计算时间长、计算量大等不足^[11]。最小二乘支持向量机 (least squares SVM, LSSVM) 是 SVM 的一种改进算法^[12-13], 将二次规划问题转化成求解线性方程组问

题, 降低了计算复杂度, 在进行预测时收敛较快^[14]。LSSVM 和 SVM 一样, 全凭经验确定核参数和惩罚参数, 存在过多的人为因素^[15], 需要对参数进行智能优化。

文中采用 LSSVM 建立接头温度预测模型, 以环境温度、环境湿度、护层/线芯电流比和电缆接头历时温度作为输入样本。为了提高预测精度, 采用粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 算法对 LSSVM 的正则化参数 C 和标准化参数 σ 进行动态寻优, 构建了 PSO-LSSVM 预测方法。以上海某 110 kV 电缆终端接头为例, 预测结果表明, 该预测方法能较好地预测电缆接头温度, 预测精度高, 可为电缆温度检测和预警系统提供可靠的判断依据。

1 基于 PSO 的 LSSVM 预测算法改进

1.1 LSSVM

SVM 是将与预测量密切相关的影响因素 x_i 作为输入量, 预测期望值 y_i 作为输出量, 通过非线性映射 $\varphi(x)$ 从输入空间映射到高维特征空间^[7], 其非线性关系表示为:

$$y(x) = [\omega, \varphi(x)] + b \quad (1)$$

式中: $\varphi(x)$ 为 x 的非线性映射; $\omega \in R^d$ 为权向量; $b \in R$ 为偏差量。

假设有 l 个 d 维的数据点集 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, l$, 其中 $x_i \in R^d, y_i \in R$ 选取误差的二次范数作为损失函数, 按风险最小化原理, LSSVM 优化模型可表示为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 \\ \text{s.t. } \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i = y_i \quad i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

式中: e_i 为误差; C 为正则化参数, 控制对误差的惩罚程度。

对式(2)引入 Lagrange 乘子 λ , $\lambda \in R^{l \times 1}$, 可转化为:

$$\min L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l e_i^2 - \sum_{i=1}^l \lambda_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i] \quad (3)$$

由 Karush-Kuhn-Tucher (KKT) 条件得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{i=1}^l \lambda_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \lambda_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \lambda_i = C e_i \quad i = 1, 2, \dots, l \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去 ω 和 e , 得到线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & U^T \\ U & \Omega + C^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Y \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l]^T$; $U = [1, 1, \dots, 1]^T$; $Y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$ 为 $l \times 1$ 维列向量; $\Omega \in R^{l \times l}$ 为核函数, 选择具有较好性能的径向基核函数^[16]作为 LSSVM 的核函数, 形式如下:

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2) \quad (6)$$

其中, σ 为标准化参数。取 x_i 作为第 i 个径向基函数的中心。

LSSVM 预测模型的表达式为:

$$y = \sum_{i=1}^l \lambda_i K(x_i, x) + b \quad (7)$$

1.2 PSO 算法优化 LSSVM 参数

使用 LSSVM 进行预测时, 需要给定控制惩罚度的正则化参数 C 和核函数标准化参数 σ 的取值。人工选择参数无法保证预测模型的精度。为了使 LSSVM 具有更高的预测精度, 文中采用 PSO 算法对 C 和 σ 进行动态寻优, 将 SVM 的参数选择问题视为 PSO 算法在给定空间的全局搜索问题^[17], 具体步骤如下^[18]。

步骤 1: 对样本数据进行归一化处理, 初始化 PSO 算法的参数 c_1 , c_2 , w , m 和 N_{\max} , 把 1.1 中 LSSVM 模型的参数 C 和 σ 作为一群粒子 $X(j, d)$, 并对其初始化。其中, $j = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2$; c_1 和 c_2 为加速常数; w 为惯性权重; m 为种群规模; N_{\max} 为最大进化代数。

步骤 2: 计算当前各粒子的适应值, 比较粒子位

置的优劣, 将第 j 个粒子当前点设为最优位置 $p_{d\text{best}}$, 最优粒子作为种群最优位置 g_{best} 。

步骤 3: 根据式(8)和式(9)更新各个粒子的速度和位置, 产生新种群 X^{n+1} 。

$$v_{jd}^{n+1} = wv_{jd}^n + c_1 r_1 (p_{d\text{best}} - X_{jd}^n) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - X_{jd}^n) \quad (8)$$

$$X_{jd}^{n+1} = X_{jd}^n + v_{jd}^{n+1} \quad (9)$$

步骤 4: 计算 X^{n+1} 的适应值, 计算新 $p_{j\text{best}}$ 和 g_{best} , 并与历史 $p_{i\text{best}}$ 和历史 g_{best} 作比较, 若更优则替换, 否则不作改变。

步骤 5: 判断进化代数 n 是否达到 N_{\max} 或精度是否小于 ε , 是则结束, 输出最优 C 和 σ , 否则, 令 $n = n + 1$, 转步骤 2。

2 电缆接头温度预测算法

2.1 PSO-LSSVM 预测算法的数据向量

采用 PSO-LSSVM 算法预测电缆接头的温度, 需要确定与温度相关的变量及历史温度等样本数据作为输入量, 形成训练样本和测试样本。电缆接头温度与环境温度、湿度、线芯电流和护层电流相关。护层电流是由护层感应电压在护层回路中产生的, 与线芯电流与存在一定的比例关系此。因此, 文中把环境温度、环境湿度、护层/线芯电流比和电缆接头的历史温度作为输入样本。所有数据可以从高压电缆运行状态在线监测系统中获取。

从在线监测系统中调取数据后, 对数据进行整理, 形成数据向量。每个数据向量由当日的平均环境温度、最高环境温度、最低环境温度、环境湿度、护层/线芯电流比以及当日整点时刻的接头实测温度共 29 个数据组成, 如图 2 所示, T_1, \dots, T_{24} 分别为整点时刻的电力接头实测温度。

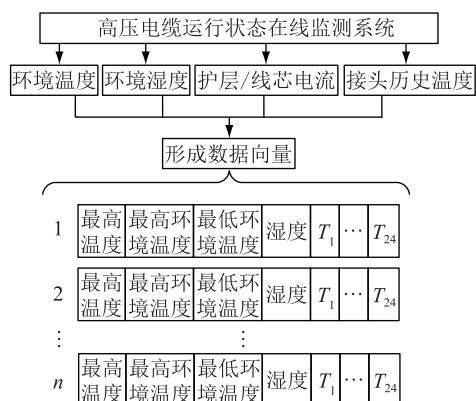


图 1 数据向量

Fig.1 Data vector

2.2 PSO-LSSVM 预测算法流程

取多个数据向量作为输入的数据样本, 一部分

作为训练样本,一部分作为测试样本。训练样本用于求解 PSO-LSSVM 模型的偏差量 b 和 Lagrange 乘子 λ ,求出 b 和 λ 后用测试本来测试模型的预测效果和精度。文中选择在温度预测中常用的相对误差(relative error, RE)和平均相对误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为评价标准。

相对误差:

$$E_{RE} = \frac{|L - \hat{L}|}{L} \times 100\% \quad (10)$$

平均相对误差:

$$E_{MAPE} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \left| \frac{L_i - \hat{L}_i}{L_i} \right| \times 100\% \quad (11)$$

式中: L , \hat{L} 分别为实际温度和预测温度; n 为温度数据个数。

至此,可确定电力接头温度预测 PSO-LSSVM 模型,其模型的算法流程如图 2 所示,算法的具体步骤如下。

步骤 1:读取在线监测系统的数,按 2.1 节中的方法形成数据向量作为输入的数据样本;

步骤 2:对数据样本进行归一化处理;

步骤 3:设定训练样本和测试样本;

步骤 4:按 1.2 节中的步骤 1 设定 PSO 的参数,并初始化群粒子 $X(j, d)$;

步骤 5:把训练样本以及参数 C 和 σ 输入到 LSSVM 预测模型中,首先按式(6)算出径向基函数 $K(x, x_i)$,然后以此作为核函数 Ω 代入式(5)求解偏差量 b 和 Lagrange 乘子 λ ;

步骤 6:把测试样本和步骤 4 求出的 b 和 λ 代入式(7)求出预测值;

步骤 7:按式(10)和式(11)计算粒子的适应度,依次按 1.2 节中的步骤 2、步骤 3、步骤 4 更新粒子种群 X^{n+1} , p_{ibest} 和 g_{best} ;

步骤 8:判断进化代数 n 是否达到 N_{max} ,是则结束,输出结果,否则,令 $n = n + 1$,转步骤 4。

3 结果分析

以上海某 110 kV 电缆 3 号户外终端接头 A 相为测试对象,取 2016 年 10 月 3 日至 9 日的监测数据预测 10 日的温度(简称实验 1),取 2016 年 10 月 3 日至 17 日的的数据预测 18 日的温度(简称实验 2)。采用 Matlab 编写程序,PSO 优化算法的参数 m 取 20, N_{max} 取 10, ω 在 $[0.4, 0.9]$ 中选取,为了平衡随机因素的作用,文中 c_1 和 c_2 的初始值均取 2。

为了验证 PSO-LSSVM 方法的预测精度,实验 1

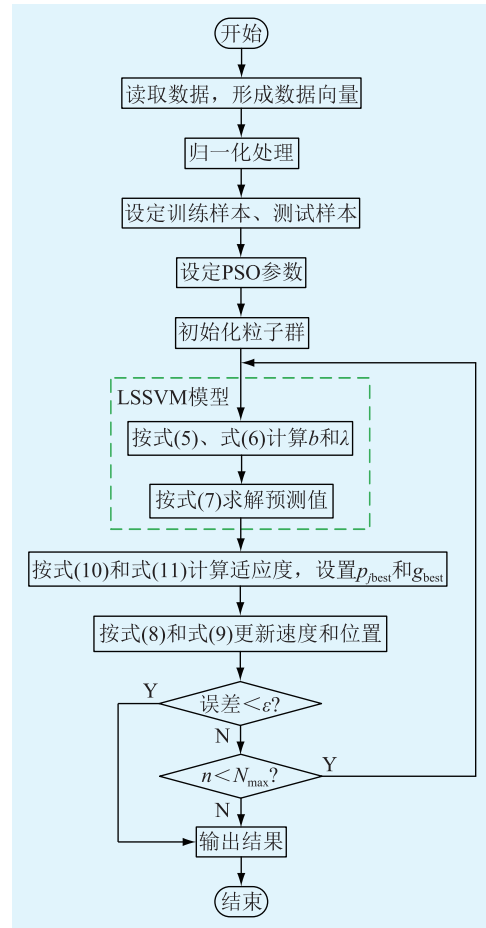


图 2 PSO-LSSVM 预测流程

Fig.2 Flow chart of PSO-LSSVM forecast

和实验 2 同时采用 LSSVM 预测作为数据对比。表 1 为 2 次实验的模型参数优化结果和平均相对误差比较,2 次实验中 LSSVM 的参数 C 和 σ 都分别取 30, 2。实验 1 中 PSO-LSSVM 的参数 C 和 σ 优化后为 143.52 和 7.18;实验 2 中 PSO-LSSVM 的参数 C 和 σ 优化后为 7.0857 和 10。

表 1 模型参数优化结果比较

Table 1 Comparison of model parameter optimization

预测	方法	C	σ	平均相对误差/%
实验 1	LSSVM	30	2	0.057 2
	PSO-LSSVM	143.52	7.18	0.055 3
实验 2	LSSVM	30	2	0.027 1
	PSO-LSSVM	7.085 7	10	0.021 0

图 3 为实验 1 的温度曲线;图 4 为相对误差;图 5 为实验 2 的预测曲线对比;图 6 为其相对误差。由图 3 至图 6 及表 1 可以看出,PSO-LSSVM 的预测更接近实测值,相对误差和平均相对误差均优于 LSSVM 预测,参数优化有效。实验 1 的平均相对误差为 0.055 3%, 大于实验 2 的 0.021%, 这说明数据

样本的大小会影响预测结果,大样本的预测精度高小于样本的预测精度。实验2的最大温度误差发生在12 h,为2.143℃,相对误差绝对值为0.074 8%,满足精度要求。

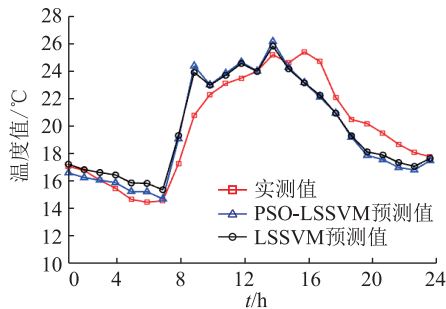


图3 实验1的温度曲线

Fig.3 Temperature curve of experiment 1

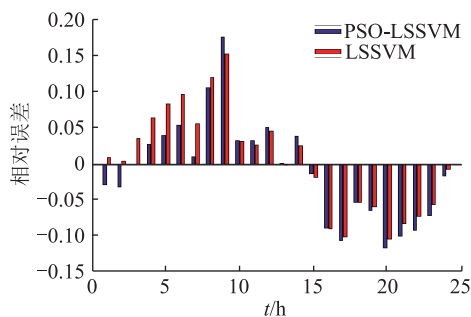


图4 实验1的相对误差

Fig.4 Relative error of experiment 1

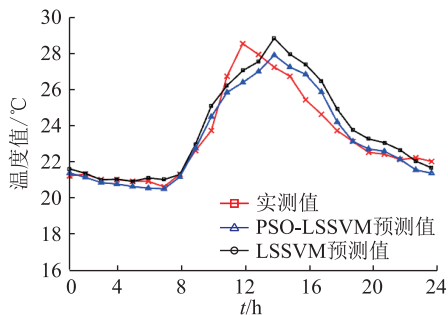


图5 实验2的温度曲线

Fig.5 Temperature curve of experiment 2

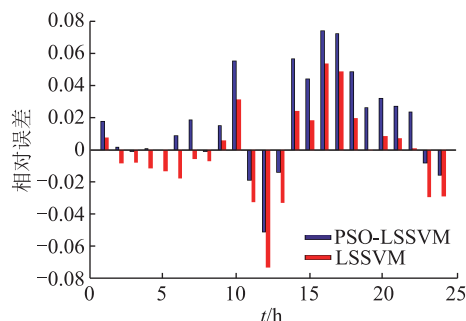


图6 实验2的相对误差

Fig.6 Relative error of experiment 2

4 结语

文中采用 PSO 对 LSSVM 的参数进行动态寻优,以电缆的接头历史温度、环境温度、湿度、线芯/护层电流比作为输入样本,建立 PSO-LSSVM 电缆接头温度预测模型,提高了预测性能,能有效预测电缆接头温度。数据样本的大小会影响预测结果,在一定范围内,选取大数据样本有利于提高预测精度。实验结果表明,该方法相比传统 LSSVM 的预测精度高,能为电缆温度检测和预警系统提供可靠的判断依据,具有很高的工程应用价值。

参考文献:

- [1] 周远翔,赵健康,刘睿,等. 高压/超高压电力电缆关键技术分析及展望[J]. 高电压技术,2014,40(9):2593-2612.
ZHOU Yuanxiang,ZHAO Jiakang,LIU Rui,et al. Key technical analysis and prospect of high voltage and extra-high voltage power cable [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40 (9): 2593-2612.
- [2] 高云鹏,谭甜源,刘开培,等. 电缆接头温度反演及故障诊断研究[J]. 高电压技术,2016,42(2):535-542.
GAO Yunpeng,TAN Tianyuan,LIU Kaipei,et al. Research on temperature retrieval and fault diagnosis of cable joint[J]. High Voltage Engineering,2016,42(2):535-542.
- [3] 彭超,张宇娇,秦威南. 基于有限体积法的超高压电缆接头绝缘性能研究[J]. 高电压技术,2014,40(12):3695-3701.
PENG Chao,ZHANG Yujiao,QIN Weinan. Study on insulation performance of EHV power cable joint based on finite volume method[J]. High Voltage Engineering, 2014,40(12):3695-3701.
- [4] 高小庆,姜芸,罗俊华,等. XLPE 电力电缆过负荷温升与早期损坏机理的研究[J]. 高电压技术,1997(2):62-64.
GAO Xiaqing,JIANG Yun,LUO Junhua,et al. The principle of earlier period damage of XLPE power cable due to temperature rise by overload[J].High Voltage Engineering,1997(2):62-64.
- [5] 田成凤. 电力电缆接头的温度监测与预警研究[J]. 电线电缆,2015(3):27-30.
TIAN Chengfeng. Study on temperature monitoring and forewarning of power cable joint[J]. Electric Wire & Cable,2015(3):27-30.
- [6] 肖微,韩钦,朱文滔,等. 基于广义回归神经网络的电缆接头温度预测[J]. 电气应用,2013(13):34-37.
XIAO Wei,HAN Qin,ZHU Wentao,et al. Cable joint temperature prediction based on the generalized regression neural network [J]. Electrotechnical Application,2013(13):34-37.
- [7] VAPNIK V N. 统计学习理论的本质[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [8] 肖白,聂鹏,穆钢,等. 基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法[J]. 电力系统自动化,2015,39(12):56-61.

- XIAO Bai, NIE Peng, MU Gang, et al. Spatial load forecasting method based on multilevel clustering analysis and support vector machine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12):56-61.
- [9] 黄磊, 舒杰, 姜桂秀, 等. 基于多维时间序列局部支持向量回归的微网光伏发电预测[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(5): 19-24.
- HUANG Lei, SHU Jie, JIANG Guixiu, et al. Photovoltaic generation forecast based on multidimensional time-series and local support vector regression in microgrids [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(5): 19-24.
- [10] 茆美琴, 龚文剑, 张榴晨, 等. 基于 EEMD-SVM 方法的光伏电站短期出力预测[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 17-24, 5.
- MAO Meiqin, GONG Wenjian, ZHANG Liuchen, et al. Short-term photovoltaic generation forecasting based on EEMD-SVM combined method [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 17-24, 5.
- [11] 朱霄珣, 韩中合. 基于 PSO 参数优化的 LSSVM 风速预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(23): 6337-6342, 6598.
- ZHU Xiaoxun, HAN Zhonghe. Research on LSSVM wind speed prediction method based on PSO [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(23): 6337-6342, 6598.
- [12] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 基于最小二乘支持向量机的电站锅炉燃烧优化[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(17): 91-97.
- GU Yanping, ZHAO Wenjie, WU Zhansong. Combustion optimization for utility boiler based on least square-support vector machine [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(17): 91-97.
- [13] MELLIT A, PAVAN A M, BENGHANEM M. Least squares support vector machine for short-term prediction of meteorological time series [J]. Theoretical and Applied Climatology, 2013, 111(1): 297-307.
- [14] 张谢锴, 丁世飞. 基于马氏距离的孪生多分类支持向量机 [J]. 计算机科学, 2016, 43(3): 49-53.
- ZHANG Xiekai, DING Shifei. Mahalanobis distance-based twin multi-class classification support vector machine [J]. Computer Science, 2016, 43(3): 49-53.
- [15] 吴潇雨, 和敬涵, 张沛, 等. 基于灰色投影改进随机森林算法的电力系统短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 50-55.
- WU Xiaoyu, HE Jinghan, ZHANG Pei, et al. Power system short-term load forecasting based on improved random forest with grey relation projection [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12): 50-55.
- [16] KEERHI S S, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15(7): 1667-1689.
- [17] 康操. 基于最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测模型的研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.
- KANG Cao. Research on short-term power load forecasting model based on LSSVM [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.
- [18] 阳同光, 桂卫华. 基于粒子群优化自适应反推光伏并网逆变器控制研究 [J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(11): 3036-3044.
- YANG Tongguang, GUI Weihua. Research on a particle swarm optimization adaptive backstepping control method of grid-connected inverters [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(11): 3036-3044.

作者简介:



何邦乐

何邦乐(1985),男,硕士,工程师,从事高压电缆试验与在线检测研究工作(E-mail:hebangle@sina.com);

黄勇(1969),男,专科,高级技师,从事高压电缆试验工作;

叶颀(1983),男,硕士,高级工程师,从事高压电缆试验工作。

Temperature prediction of power cable joint based on PSO-LSSVM predict model

HE Bangle, HUANG Yong, YE Ting, XU Haosen

(State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company Maintenance Company, Shanghai 200072, China)

Abstract: The temperature of the high voltage power cable can reflect the operation status of the cable, and the prediction of the joint temperature can improve the safe operation level of the cable. Using the least squares support vector machine to establish the temperature prediction model for cable joint. Cable joint history temperature, environment temperature, environment humidity and wire core/sheath current ratio can be adapted as the input samples, the surface temperature of the cable joint for the output. Particle swarm optimization algorithm is adopted to dynamically optimize the normalized parameter and regularization parameter to improve the accuracy of prediction, and the concrete steps of the prediction method are given. A 110 kV cable joint in Shanghai is used as an example. The results prove that method can predict the temperature of cable joint with high prediction accuracy. It can also provide a reliable basis for cable temperature detection and early warning system.

Keywords: power cable; joint temperature prediction model; LSSVM; particle swarm optimization

(编辑 胡昊明)