

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.02.028

# 基于改进机器学习的输电线路弧垂温度估计方法

宰红斌<sup>1</sup>, 吴浩林<sup>1</sup>, 王昊<sup>1</sup>, 王凯<sup>2</sup>

(1. 国网山西省电力公司晋城供电公司, 山西 晋城 048000;

2. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106)

**摘要:**针对采空区地质塌陷造成的杆塔倾斜、线缆断裂以及现有输电线路弧垂和温度监测过于依赖传感器等问题,提出基于改进机器学习的输电线路弧垂温度估计方法。首先,利用安装在线路上的智能摄影机和传感器获得线路的弧垂温度图像数据。然后,基于远程无线通信传输至数据采集与监视控制系统(SCADA),基于遗传-支持向量机(GA-SVM)算法估计输电线路的弧垂,采用GA-Elman神经网络算法估计输电线路的温度,准确跟踪输电线路状态。最后通过搭建仿真平台对所提方法进行分析验证,实验结果表明所提方法能够快速获取复杂环境下的监测数据,并且弧垂温度估计准确率高于对比方法。

**关键词:**LoRa 通信;输电线路;弧垂;遗传-支持向量机(GA-SVM)算法;GA-Elman神经网络算法;非接触式监测

中图分类号:TM75

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)02-0209-06

## 0 引言

采空区地质塌陷造成的杆塔倾斜与基础不均匀沉降问题已成为全国电力行业关注的热点安全问题,倾斜与沉降而产生的非荷载应力极有可能导致杆塔构件破坏、断裂、变形等事故发生,对架空输电线路(overhead transmission lines, OTLs)的安全运行构成严重威胁。同时,随着特高压输电工程的开展,OTLs长度不断增加,对其弧垂和温度的监测显得尤为重要<sup>[1-2]</sup>。

文献[3-4]利用安装在输电线路上的传感器准确测量输电线路参数,以提高电力系统模型的准确性。在典型的传感器测量解决方案中,文献[5-7]将装有温度、延伸率、应变力和倾角传感器的测量装置直接安装在传输线上,使用无线通信技术与基站通信汇集数据。以上方法为了获得与整个输电线路实际运行状况有关的精确值,需要在OTLs上高密度安装测量数据的传感器,安装成本很大,且后期运维难度也大。为了便于对传感测量系统的安装和维护,OTLs的运行状态可以通过非接触式监测方式获得<sup>[8]</sup>。使用基于摄像机的视觉系统对OTLs进行监控测量<sup>[9]</sup>,即通过安装在OTLs电线杆上的摄像机拍摄实际运行状态,将其数据通过无线网络发送到数据采集与监视控制(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统,经过解析处理获得输电线路垂度和温度值,但该方法对通信带宽要求较高,须实时传输。文献[10]基于图像语义

分割的目标检测算法,使用深度卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)来预警电弧闪光等事件的发生。此类视觉系统可以为OTLs的智能设备提供辅助数据支持,及时将信息发送到SCADA以对抗干扰作出反应<sup>[11]</sup>。但该方法远距离传输的数据质量不高,易受天气等因素的干扰,线路状况估计准确率不高。

文中提出了一种基于远距离无线电(long range radio, LoRa)通信与神经网络的输电线路弧垂温度非接触式监测方法,利用LoRa通信模块功耗低且传输距离远的特点,构建远程无线通信系统,用于监测和估计数据的传输。并且分别采用遗传-支持向量机(genetic algorithm-support vector machine, GA-SVM)算法、GA-Elman神经网络算法估计输电线路的弧垂和温度,以准确检测OTLs的状态。

## 1 输电线路弧垂和温度监测方法

输电线路弧度是反映高压输电线路是否安全稳定运行的重要参数。当温度随着环境和电流热效应的影响而变化时,输电线路弧度会由于输电线路固有的张力-温度特性而变化,在影响杆塔受力的同时,危及输电通道安全。为了更好地掌握输电线路关键影响因素的变化趋势,需要根据监测图像估计弧垂和温度的状态<sup>[12]</sup>。为此,提出了新的输电线路弧垂和温度监测与估计方法,其处理分析流程如图1所示。

基于安装在输电线路上的智能摄影机和传感器获得线路弧垂与温度图像数据,首先对其进行去噪等预处理,然后通过物联网通信LoRa方式传输

收稿日期:2021-09-19;修回日期:2021-12-15

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2018YFB0905000)

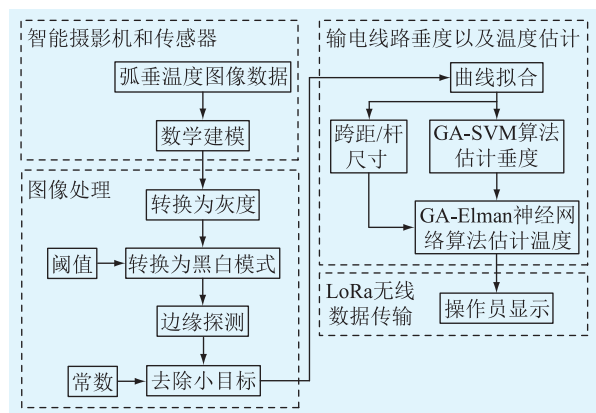


图1 输电线路弧垂和温度监测与估计方法流程

Fig.1 Flow chart of sag and temperature monitoring and estimation method of transmission line

至 SCADA 系统,采用机器学习算法进行弧垂和温度值估计。其中,基于 GA-SVM 算法估计输电线路弧垂,采用 GA-Elman 神经网络算法估计输电线路温度。

### 1.1 基于 LoRa 的无线通信体系构架

LoRa 技术通常用于各种应用中的通信或数据传输,现如今,已成功应用于电力系统中不同部件的监测,且通信距离可达 2~15 km<sup>[13]</sup>。基于 LoRa 通信的输电线路弧垂和温度图像数据传输体系结构如图 2 所示。

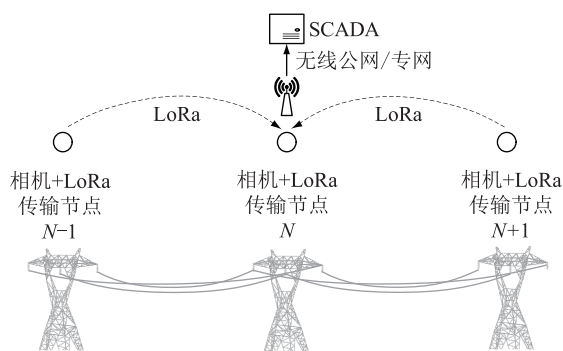


图2 基于 LoRa 的输电线路弧垂和温度通信体系

Fig.2 Transmission line sag and temperature communication system based on LoRa

在提出的输电线路监测系统中,相机采集所有跨度的图像数据,并将带有时间戳的导线弧垂和温度图像数据传输到接收器。Sink 节点从最远 2 km 的相邻极点接收弧垂和温度图像数据,通常覆盖 4~7 个极点。然后,通过无线公网或专网通信方式将传输的弧垂和温度图像数据发送至 SCADA。其中,通信信道符合 LoRa 数字无线数据通信技术标准,LoRa 能够以低功耗实现远距离传输<sup>[14]</sup>。

### 1.2 基于机器学习的弧垂和温度估计

由摄像机拍摄的输电线路单跨图像如图 3 所

示。输电线路智能监控摄像机安装于单跨输电线路首端和末端,根据可视化摄像头和内置陀螺仪,将拍摄到的输电线路图像和感应到的自身姿态信息通过 LoRa 传送至 SCADA,通过系统后台软件进一步分析处理以实现输电线路弧垂及温度监测和预估等功能。

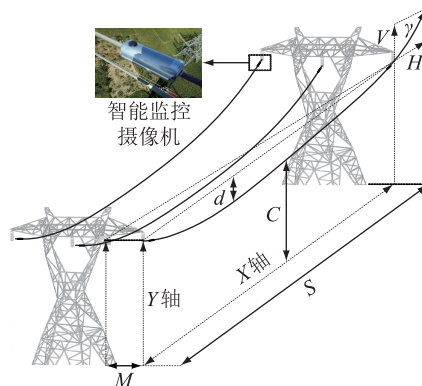


图3 智能摄像机监测的输电线路单跨

Fig.3 Single span of transmission line monitored by intelligent camera

对于图 3 所示输电线路的计算<sup>[15]</sup>,假定悬线形状近似为悬链线曲线,为单位长度重量  $w$  的导体,钢丝张力的水平分量为  $F$ ,跨度长度为  $S$ ,导体弧垂为  $C$ 。悬链线方程使用双曲线函数,采用麦克劳林级数展开获得输电线路悬链曲线  $y(x)$  近似值为:

$$y(x) = \frac{F}{w} \cosh\left(\frac{w}{F}x - 1\right) \approx \frac{w(x^2)}{2F} \quad (1)$$

假设悬线最低点在中心,即  $x = S/2$ ,代入计算导线弧垂  $C$ ,其精确和近似公式为<sup>[16]</sup>:

$$C = \frac{F}{w} \cosh\left(\frac{wS}{2F} - 1\right) = \frac{wS^2}{8F} \approx \sqrt{\frac{3S(L-S)}{8}} \quad (2)$$

由式(2)可以看出,弧垂变化取决于线路长度  $L$ ,而输电线路长度的变化受温度和应力影响:

$$L_2 = \alpha L_1(T_2 - T_1) + \beta L_1(\sigma_2 - \sigma_1) \quad (3)$$

式中: $L_1, L_2$  分别为初始和终态线路长度; $T_1, T_2$  分别为初始和终态线路温度; $\alpha$  为导线的热伸长系数, $\sigma = F/A$ ,  $A$  为导线横截面积; $\beta$  为导线的弹性模量; $\sigma_1, \sigma_2$  分别为初始和终态导线应力。

电力线跨距的标准温度-张力计算如下:

$$\sigma_2 - \frac{S^2 g_2^2}{24\beta\sigma_2^2} = \sigma_1 - \frac{S^2 g_1^2}{24\beta\sigma_1^2} - \frac{\alpha}{\beta}(T_2 - T_1) \quad (4)$$

式中: $g_1, g_2$  分别为初始与终态的分项系数。

#### 1.2.1 基于 GA-SVM 的输电线路弧垂估计

输电线路任一点的弧垂是指该点与悬线两端

连线的铅锤距离。弧垂过小,则输电线应力会过大,影响输电线路的机械安全;弧垂过大,则输电线与地面的距离会过低,从而产生对地放电的危险。因此,必须保证弧垂在规定的安全范围内,根据现有的监测值估计弧垂的变化趋势,以更好地采取措施<sup>[17]</sup>。文中采用基于 GA-SVM 的输电线路弧垂估计方法。

SVM 在构造最优分类超平面时,采用迭代训练算法以减小误差函数,表述如下:

$$\begin{cases} \min \alpha(m) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + h \sum_{i=1}^n \zeta_i \\ \text{s.t. } y_i(\omega\Phi(x_i) + b) \geq 1 - \zeta_i \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\omega$  为权重; $h$  为惩罚系数; $\zeta_i$  为松弛变量; $b$  为偏置量; $\Phi(x_i)$  为非线性映射函数; $y_i$  为特征类型标记。

则 SVM 分类决策函数为:

$$f(g) = \text{sign} \left[ \sum_{i=1}^n (\lambda_i y_i K(x_i, g)) + b \right] \quad (6)$$

其中:

$$K(x_i, g) = e^{-\|x_i - g\|^2} \quad (7)$$

式中: $\lambda_i$  为拉格朗日乘子。

GA 是一种高效并行求解问题的全局自适应搜索方法,以自然选择和遗传理论为基础,在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间知识,并自适应地控制搜索过程以求得最优解。GA 用于自适应计算图像特征的权重,以突出重要特征,抑制冗余特征,提高模型的精准度,缩短估计时间。

GA-SVM 估计输电线路弧垂算法如图 4 所示。

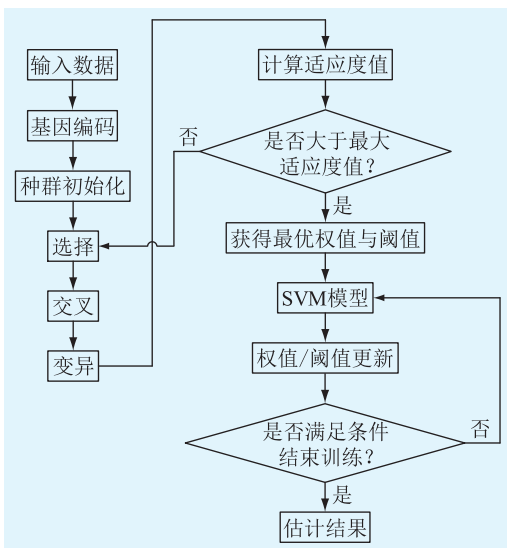


图 4 基于 GA-SVM 的输电线路弧垂估计

Fig.4 Sag estimation of transmission line based on GA-SVM

## 1.2.2 基于 GA-Elman 神经网络算法的线路温度估计

Elman 神经网络算法在前馈式网络的隐含层中增加承接层作为延时算子,以实现记忆功能,不仅解决了静态建模问题,还能够实现动态系统的映射,具有适应时变传性的能力。表述如下:

$$\begin{cases} S(t) = \varphi(\omega_x x(t) + \omega_c c(t) + \tau_1) \\ T(t) = g(\omega_y S(t) + \tau_2) \\ C(t) = C(t-1) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\varphi(x)$  为输入层到隐含层的传递函数; $g(x)$  为隐含层到输出层的传递函数; $S(t)$  为隐含层输出结果; $T(t)$  为输出层结果; $C(t)$  为承接层结果; $\omega_x, \omega_y, \omega_c$  分别为输入层、隐含层和承接层的权重系数; $\tau_1, \tau_2$  分别为隐含层和输出层的阈值<sup>[18-19]</sup>; $x(t), c(t)$  分别为输入层和承接层数据。

输电线路温度的变化具有趋势性,但同时受到天气等随机因素的影响<sup>[19-20]</sup>。为了加强模型对突变数据的学习能力,提高预测精度,利用 GA 算法对 Elman 神经网络的权值及阈值进行寻优<sup>[21-22]</sup>。基于 GA-Elman 神经网络算法的输电线路温度估计流程如图 5 所示。

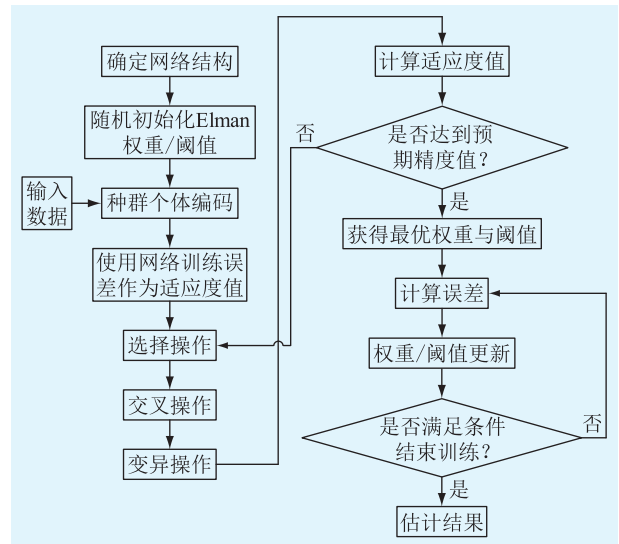


图 5 基于 GA-Elman 神经网络算法的输电线路温度估计

Fig.5 Temperature estimation of transmission line based on GA-Elman neural network algorithm

将输电线路的图像特征输入 Elman 神经网络算法,并随机初始化其权重与阈值,然后编码种群个体,使用温度值训练误差作为适应度值。经过 GA 算法的选择、交叉、变异操作,更新适应度值,如果训练误差满足要求,达到所需的精度,则输出 Elman 神经网络算法的最优权重与阈值,满足迭代条件后输出线路温度估计值<sup>[23-24]</sup>。

## 2 实验结果与分析

由于输电线路由大量的极点和跨距组成,利用仿真平台进行实验能够在很大程度上节省时间和成本。为此,利用保护质量建模语言(quality of protection modeling language, QoP-ML)设计输电线路监测视觉系统模型,并且基于自动化保护质量分析(automated quality of protection analysis, AQoPA)实现的仿真结果进行分析<sup>[25]</sup>。

### 2.1 实验平台

文中所提方法基于一个由 80 个传感器、10 个 Sink 节点和 1 个 SCADA 站组成的系统监测输电线路,并设计了平跨实验台,如图 6 所示。在该实验台上,使用 3 个精度为 2.5 mm 的拉线位移传感器 Epsilon WDS 2500-P96 进行直接弧垂测量;使用 4 个 Instron PM-L 2526-802 型 10 kN 测力传感器测量水平张力,精度为 0.5%,安装于图中数字 1、2、3、4 的位置;使用 5 个 DS18B20 传感器测量导线温度。

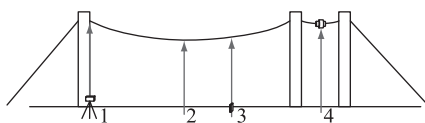


图 6 用于监测和估计输电线路温度和弧垂的实验台

Fig.6 Test bed for monitoring and estimating transmission line temperature and sag

### 2.2 LoRa 传输结果分析

在实际 110 kV 输电线路路上对 LoRa 传输时间进行测量。在测试期间,配置了双向连接,一个模块发送数据并等待消息被接收的确认,计时器在发送数据时开始测量,在收到确认时停止。LoRa 传输时间的实验结果如图 7 所示。

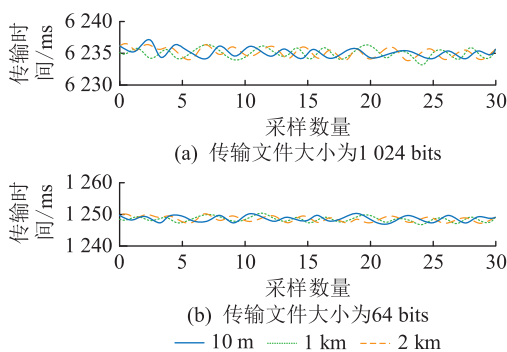


图 7 输电线路路上 LoRa 传输时间的测量结果

Fig.7 Measurement results of LoRa transmission time on transmission line

由图 7 可见,传输时间仅取决于包的大小,64 bits 的数据包传送时间为 1 249 ms,而 1 024 bits 的数据包传送时间为 6 236 ms。可以发现,传输时间

与距离的关联不大,不管距离如何变化,传输时间仅有细微波动。根据多次实验监测结果,可得到数据包大小与数据传输时间呈现近似直线的关系。

根据上述信息可得 110 kV 线路上 LoRa 传输时间与数据包大小的关系如图 8 所示。

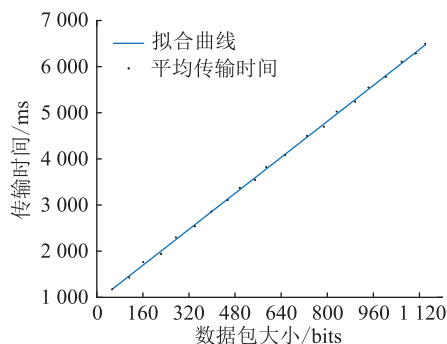


图 8 LoRa 传输时间与数据包大小的关系

Fig.8 Relationship between LoRa transmission time and packet size

利用 LoRa 技术进行传输的数据包大小也是有限制的,采用的硬件不同,数据包上限值也有所不同,并且传感器节点不宜过远,在合适的距离内,LoRa 的传输速率是 580 kbps。

### 2.3 输电线路弧垂和温度估计结果分析

在该系统中,首先从图像中提取导线的弧垂,然后利用悬链线方程,以跨距的技术数据为输入参数计算导线的实际温度。实验中,监测输电线路的温度和弧垂结果如表 1 所示,其中参数设置为:  $A = 265.8 \text{ mm}^2$ ,  $1/\beta = 70 \text{ MPa}$ ,  $g = 35.01 \text{ N}/(\text{m} \cdot \text{mm}^2)$ ,  $\alpha = 18.2 \times 10^{-6} \text{ K}^{-1}$ 。

表 1 输电线路在 50 m 跨度上的垂度和温度结果

Table 1 Results of sag and temperature of transmission line on 50 m span

状态	张力/kN	应力/MPa	弧垂/m	温度/°C
初始状态	3.642	13.197	0.813 5	7.53
最终状态	2.997	10.839	0.992 8	27.61

根据监测系统获得的数据,并利用所提方法估计输电线路的弧垂和温度。其中,输电线路弧垂估计的结果如图 9 所示。

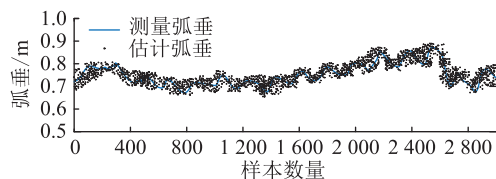


图 9 在 50 m 平跨上输电线路弧垂的估计结果

Fig.9 Estimation results of sag of transmission line on 50 m flat span

根据图 9 进行误差统计,在 50 m 跨度中,弧垂估计的标准误差为 1.884 cm,多次测量后的平均误差值为 0.062 8 cm,在理想范围内。由此可见,所提方法能够较为精确地估计线路的弧垂,避免因弧垂过大或过小影响电力系统的稳定运行。

输电线路温度估计的结果如图 10 所示。

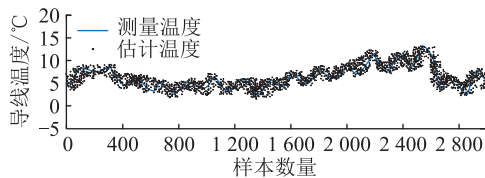


图 10 在 50 m 平跨上输电线路温度的估计结果

Fig.10 Estimation results of transmission line temperature on 50m flat span

根据图 10 进行误差统计,在 50 m 跨度中,温度估计的标准误差为 1.869 °C,多次测量后的平均误差值为 0.047 8 °C,在理想范围内。由此可见,所提方法能够较为精确地估计线路的温度,以防止输电线路过载影响电力系统运行。并且,多次测量计算可提高该方法的精度。

#### 2.4 与其他方法的对比分析

分别将文中所提方法与文献[3]、文献[5]、文献[11]中方法用于估计输电线路的弧垂和温度,其估计准确率对比结果如图 11 所示。在同一数据包大小情况下,文中所提方法的准确率最高,这是因为其针对输电线路弧垂和温度特性的不同而应用与之相符的估计算法。随着数据包大小的增加,由于所提方法采用 LoRa 通信技术,适合远距离且容量较大的数据传输,并且大部分方法在处理容量较小的数据,其准确率均较高,因此,虽然所提方法的准确率存在一定的波动,但总体没有明显下降。

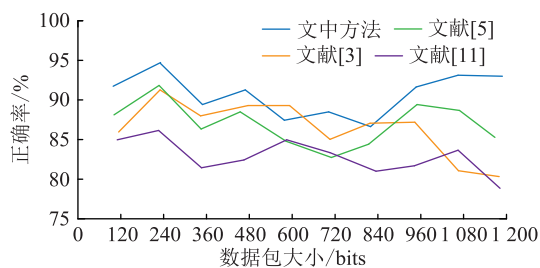


图 11 不同估计方法的准确率对比结果

Fig.11 Comparison results of accuracy of different estimation methods

### 3 结语

目前大多数的传感器均直接安装在输电线上以计算实际线路的载流量,不利于线路的运行操作。为此,文中提出了基于 LoRa 通信与神经网络

的输电线路弧垂温度非接触式监测,根据监测数据,基于 GA-SVM 算法估计输电线路的弧垂,采用 GA-Elman 神经网络算法估计输电线路的温度。所提方法适用于采空区输电线路弧垂与温度的监测和估计,能在一定程度上防治采空区的地质灾害。

由于所提方法考虑的实验条件只有温度、作用力以及两者相关的因素,未考虑雷暴天气等因素的影响,因此后期将进一步探究在不同环境条件下所提方法的普适性。此外,使用智能相机和加密技术实现数据传输安全,以及利用 LoRa 通信提高系统的寿命和可靠性,将是未来研究的重点。

#### 参考文献:

- [1] 李岩,滕云,冷欧阳,等. 数据驱动的输电线路在线监测装置可靠性评估[J]. 中国电机工程学报,2018,38(15):4410-4419,4641.
- LI Yan,TENG Yun,LENG Ouyang,et al. Reliability evaluation of on-line monitoring device over transmission line based on data driven concept[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(15):4410-4419,4641.
- [2] 许沛东,方华亮,王海鸣,等. 基于风险评估与灵敏度聚类的输电线路逐级运维策略[J]. 电网技术,2018,42(9):3024-3032.
- XU Peidong,FANG Hualiang,WANG Haiming,et al. Progressive maintenance scheduling strategy of transmission lines based on risk assessment and sensitivity clustering[J]. Power System Technology,2018,42(9):3024-3032.
- [3] IESMANTAS T,ALZBUTAS R. Bayesian spatial reliability model for power transmission network lines[J]. Electric Power Systems Research,2019,173:214-219.
- [4] 刘满君,程林,黄道姗,等. 基于运行可靠性理论的高可靠性供电路径搜索方法[J]. 电工技术学报,2019,34(14):3004-3011.
- LIU Manjun,CHENG Lin,HUANG Daoshan,et al. The high reliability supply path searching method based on the operational reliability theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2019,34(14):3004-3011.
- [5] XIE Y Y,LI C J,LYU Y,et al. Predicting lightning outages of transmission lines using generalized regression neural network[J]. Applied Soft Computing,2019,78:438-446.
- [6] 李泽文,谭木子,彭翰川,等. 空间行波传感器的安装位置寻优[J]. 电网技术,2018,42(8):2630-2636.
- LI Zewen,TAN Muzi,PENG Hanchuan,et al. Optimization of installation position of space traveling wave sensor[J]. Power System Technology,2018,42(8):2630-2636.
- [7] 田贤忠,何佳存,郭敏,等. 无线传感器网络中移动充电和数据收集策略[J]. 仪器仪表学报,2018,39(1):216-224.
- TIAN Xianzhong,HE Jiacun,GUO Min,et al. Mobile charging and data collection strategies in wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2018,39(1):216-224.
- [8] 江维,周志远,陈伟,等. 高压电缆移动作业机器人机械手双

- 闭环自主定位控制[J]. 北京理工大学学报, 2019, 39(6): 589-596.
- JIANG Wei, ZHOU Zhiyuan, CHEN Wei, et al. Double closed loop autonomous positioning control of high voltage cable mobile robot manipulator[J]. Transaction of Beijing Institute of Technology, 2019, 39(6): 589-596.
- [9] 周华良, 饶丹, 宋斌, 等. 输电线路分布式故障诊断系统的信息安全防护设计及应用[J]. 电力系统自动化, 2019(15): 193-199.
- ZHOU Hualiang, RAO Dan, SONG Bin, et al. Design and application of information security protection for distributed fault diagnosis system of transmission line[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019(15): 193-199.
- [10] YANG Y L, WANG L J, WANG Y, et al. Insulator self-shattering detection: a deep convolutional neural network approach [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(8): 10097-10112.
- [11] WU Y, ZHAO G, HU J, et al. Overhead transmission line parameter reconstruction for UAV inspection based on tunneling magnetoresistive sensors and inverse models[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(3): 819-827.
- [12] 曹海林, 陶璐, 蔡文斌, 等. 弧长约束下基于分布式倾角信息的输电线路舞动曲线重建[J]. 高电压技术, 2018, 44(5): 1535-1541.
- CAO Hailin, TAO Lu, CAI Wenbin, et al. Transmission line galloping curve reconstruction based on distributed inclination information and arc-length constraint[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(5): 1535-1541.
- [13] ZHUANG T X, REN M, GAO X Z, et al. Insulation condition monitoring in distribution power grid via IoT-based sensing network[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1706-1714.
- [14] XAVIERÁ S, QIU F, WANG F Y, et al. Transmission constraint filtering in large-scale security-constrained unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 2457-2460.
- [15] KARTHIKA P. Upgradation of existing 66 kV transmission line with suitable HTLS conductor technology in Nepal[J]. Journal International Association on Electricity Generation, 2019, 32(2): 8-12.
- [16] HUANG X B, ZHAO L, CHEN Z L, et al. An online monitoring technology of tower foundation deformation of transmission lines[J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(3): 949-962.
- [17] 彭向阳, 梁福逊, 钱金菊, 等. 基于机载红外影像纹理特征的输电线路绝缘子自动定位[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 922-928.
- PENG Xiangyang, LIANG Fuxun, QIAN Jinju, et al. Automatic recognition of insulator from UAV infrared image based on periodic textural feature[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 922-928.
- [18] SHEN W Z, FU X, WANG R T, et al. A prediction model of NH<sub>3</sub> concentration for swine house in cold region based on empirical mode decomposition and Elman neural network[J]. Information Processing in Agriculture, 2019, 6(2): 297-305.
- [19] DEMIRTAS M, ILTEN E, CALGAN H. Pareto-based multi-objective optimization for fractional order PI  $\lambda$  speed control of induction motor by using Elman neural network [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44(3): 2165-2175.
- [20] 王勇, 苗虹, 莫思特, 等. 高压架空输电线路防冰、融冰、除冰技术研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(18): 178-187.
- WANG Yong, MIAO Hong, MO Site, et al. Summary of research on anti-ice, ice melting and de-icing of high voltage overhead transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 178-187.
- [21] 胡剑, 熊小伏, 王建. 基于热网络模型的架空输电线路径向和周向温度计算方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(1): 139-152.
- HU Jian, XIONG Xiaofu, WANG Jian. Radial and circumferential temperature calculation method of overhead transmission lines based on thermal network model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(1): 139-152.
- [22] 袁敬中, 潘国兵, 谢景海, 等. 基于多模空间距离权重融合的高压架空输电线路舞动监测模块的设计[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(24): 173-179.
- YUAN Jingzhong, PAN Guobing, XIE Jinghai, et al. Design of a galvanic monitoring module for high-voltage overhead transmission lines based on the fusion of multi-mode spatial distance weights [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(24): 173-179.
- [23] KARTHIKA P. Upgradation of existing 66 kV transmission line with suitable HTLS conductor technology in Nepal [J]. Journal International Association on Electricity Generation, 2020, 33(1): 3-8.
- [24] ALVAREZ D L, DA SILVA F F, MOMBELLO E E, et al. Conductor temperature estimation and prediction at thermal transient state in dynamic line rating application[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(5): 2236-2245.
- [25] TRAN D A, TSUJIMURA M, HA N T, et al. Evaluating the predictive power of different machine learning algorithms for groundwater salinity prediction of multi-layer coastal aquifers in the Mekong Delta, Vietnam[J]. Ecological Indicators, 2021, 127: 107790.

作者简介:



宰红斌

宰红斌(1971),男,学士,高级工程师,从事输电线路防灾减灾,运行维护与带电作业等工作(E-mail: qazw3182@163.com);

吴浩林(1970),男,学士,工程师,从事电力营销、财务管理等工作;

王昊(1992),男,硕士,工程师,从事输电线路运检工作。

ZHOU Min, AI Jing. The provincial energy ecological efficiency evaluation in China based on TOPSIS-RSR method[J]. Ecological Economy, 2019, 35(3):45-50, 67.

[24] 雷霞,唐文左,李逐云,等. 考虑区域综合能源系统优化运行的配电网扩展规划[J]. 电网技术, 2018, 42(11):3459-3470.

LEI Xia, TANG Wenzuo, LI Zhuyun, et al. Distribution network expansion planning considering optimal operation of regional integrated energy system[J]. Power System Technology, 2018, 42(11):3459-3470.

作者简介:



赵尔敏

赵尔敏(1974),男,学士,高级工程师,从事电网规划技术和管理相关工作(E-mail: 450740228@qq.com);

张斌(1988),男,学士,工程师,从事电网规划技术相关工作;

李惠珍(1977),女,学士,工程师,从事信息通信规划及运维相关工作。

## Economic benefit evaluation of regional integrated energy system based on improved minimum cross entropy method

ZHAO Ermin<sup>1</sup>, ZHANG Bin<sup>1</sup>, LI Huizhen<sup>1</sup>, WU Zhuocong<sup>2</sup>, LEI Xia<sup>2</sup>

(1. State Grid Wuwei Power Supply Company of Gansu Electric Power Company, Wuwei 733000, China;

2. School of Electrical and Electronic Information, Xihua University, Chengdu 610039, China)

**Abstract:** The regional integrated energy system (RIES) is an effective network with sufficient utilization of multi-energy. Its economic evaluation is important. Aiming at the incomplete economic assessment indexes of the RIES and the index weight aggregation influenced by subjective factors, the structure of the RIES is analyzed, and RIES economic evaluation index system is established. Then, an improved minimum cross-entropy which can reflect the internal relationship between subjective and objective weights is proposed to improve the rationality of index weight integration. The investment schemes for the RIES are sorted and the optimal one is selected by a multi-criteria evaluation ranking method of technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS) combined with rank-sum ratio (RSR). Finally, the economic benefit of different system composition schemes of an industrial park is evaluated as an example. The results show the practicability of the proposed method, which can provide the effective economic benefit evaluation for planning and renovation of RIES.

**Keywords:** regional integrated energy system (RIES); economic benefit evaluation; improved minimum cross entropy; multi-criteria evaluation; technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS); rank-sum ratio (RSR)

(编辑 方晶)

(上接第 214 页)

## Sag and temperature estimation method based on improved machine learning for transmission line

ZAI Hongbin<sup>1</sup>, WU Haolin<sup>1</sup>, WANG Hao<sup>1</sup>, WANG Kai<sup>2</sup>

(1. State Grid Jincheng Power Supply Company of Shanxi Electric Power Company, Jincheng 048000, China;

2. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of tower inclination, cable fracture caused by geological collapse in goaf, and the existing transmission line sag and temperature monitoring rely too much on sensors, a transmission line sag temperature estimation method based on improved machine learning is proposed. Firstly, the sag temperature image data of the line is obtained by using the intelligent camera and sensor installed on the line. Secondly, the data is transmitted to the supervisory control and data acquisition (SCADA) based on remote wireless communication. The sag of the transmission line is estimated based on genetic support vector machine (GA-SVM) algorithm, while the temperature of the transmission line is estimated by genetic Elman (GA-Elman) neural network algorithm to accurately track the state of the transmission line. Finally, the simulation platform is built to analyze and verify the proposed method. The experimental results show that the proposed method can quickly obtain the monitoring data in complex environment. The accuracy of sag temperature estimation is better than the comparison methods.

**Keywords:** LoRa communication; transmission line; sag temperature estimation; genetic algorithm support vector machine (GA-SVM) algorithm; genetic algorithm elman neural network algorithm

(编辑 钱悦)