

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210272

基于图像纹理特征的线路覆冰重量估计研究*

舒征宇¹ 沈佶源¹ 李黄强² 熊会林² 李世春¹ 张洋¹

(1.三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443000; 2.国网湖北省电力有限公司宜昌供电公司 宜昌 443000)

摘要: 针对不同环境条件下形成的不同种类覆冰层会对输电线路造成不同程度威胁的问题,提出一种基于图像纹理特征的线路覆冰重量估计方法。首先对线路覆冰的纹理特征进行加权构成融合特征,结合空间邻域信息的FCM算法,实现对线路覆冰厚度的估计;而后计及气象因素对覆冰形成类型的影响,构建覆冰重量辨识模型。结果显示,在环境条件发生较大变化,生成的覆冰类型发生改变时,文中模型依然能够较为准确的估计覆冰重量,其平均绝对百分比误差仅为2.246%。

关键词: 覆冰种类;纹理特征;FCM算法;覆冰重量

中图分类号: TM751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4054

Research on estimation of line icing weight based on image texture features

Shu Zhengyu¹ Shen Jiyuan¹ Li Huangqiang² Xiong Huilin² Li Shichun¹ Zhang Yang¹

(1. College of Electrical Engineering & New Energy, Three Gorges University, Yichang 443000, China;

2. State Grid Hubei Electric Power Co., Yichang Power Supply Company, Yichang 443000, China)

Abstract: A method for estimating line ice cover weight based on image texture features is proposed to address the issue that different types of ice cover formed under different environmental conditions can pose different degrees of threat to transmission lines. The line ice cover texture features are first weighted to create a fusion feature, which is then combined with spatial neighborhood information to estimate the thickness of the line ice cover. Next, a weight recognition model is built while taking into account how meteorological factors affect the type of ice cover formation. The results demonstrate that even when the environmental conditions change significantly and the type of generated overburden changes, the model can still estimate the overburden weight more accurately with an average absolute percentage error of only 2.246%.

Keywords: type of icing; texture feature; FCM algorithm; icing weight

0 引言

覆冰灾害是我国常见的自然灾害之一,严重时会导致闪络跳闸、杆塔倒塌等事故,对电网的安全稳定运行构成威胁。受不同气象因素影响,输电线路表面会形成不同类型的覆冰层,不同类型的覆冰层密度差异较大,从而相同厚度的覆冰层会对输电线路造成不同程度的威胁^[1-3]。因此,在覆冰检测中,仅仅将覆冰厚度作为覆冰评估的依据是不够的,还需结合判断的覆冰类型计算覆冰重量。

目前针对架空输电线路的覆冰监测方法主要分为直接测量法、称重法与图像监测法^[4-5]。其中,直接测量法是指通过巡线人员对输电线路覆冰厚度进行直接测量,该方法由于工作量太大,且成本较高,在现实中极少使用。称重法

是在绝缘子串上方安装一个拉力传感器,通过测量拉力值与绝缘子串的倾角来评估覆冰状况,该方法成本也相对较高,无法做到对整个电网的覆冰情况的监测^[6-7]。图像监测法的特点是在杆塔上安装图像采集装置,通过对比覆冰前后的图像,进而判断线路覆冰程度。近些年来,国内外专家学者基于图像监测法的输电线路覆冰监测方面取得众多成果。文献[8-10]采用无人机搭载的双目立体视觉系统对输电线路覆冰厚度进行测量,然而输电线路覆冰发生在户外,拍摄的航拍图像受光照影响较为明显。文献[11-12]对输电线路覆冰图像采用小波变换与形态边缘检测的方法提取输电线路边缘,然而该方法易受复杂背景的干扰。文献[13]采用中值滤波与直方图均衡的方法,增强图像质量,之后采用Canny边缘检测算法得到输电线路边缘,最

收稿日期:2022-06-10

* 基金项目:国家自然科学基金(51907104)项目资助

后进行 Hough 变换得到输电线路上下边缘直线,然而该直线检测方法极易受背景、噪声的干扰。文献[14]针对输电线路图像中存在背景复杂的问题,首先对线路区域进行分割,而后结合最小二乘法与 Hough 直线检测法,最终拟合出上下边缘直线。文献[15]针对输电线路覆冰形态多样的特点,提出一种结合人工萤火虫群优化(glowworm swarm optimization, GSO)算法的边缘检测方法,能够对覆冰边缘进行有效提取。文献[16]通过搭建基于卷积神经网络的覆冰厚度辨识模型,并采用自调整机制优化模型中的参数,实现对覆冰厚度的辨识。然而此类计算覆冰重量的方法主要采用等效密度法,无法有效根据冰厚计算覆冰重量。

综上所述,称重法存在经济成本较高的问题,而图像监测法主要考虑线路覆冰厚度,未能很好的对输电线路覆冰进行风险评估。实际输电线路覆冰监测中,主要通过巡视人员现场测量地面架设的实验线路上的覆冰重量,而后通过换算得到输电线路上的实际覆冰重量。为此,文中提出一种基于图像纹理特征的线路覆冰重量估计方法。首先提取图像的 Tamura 纹理特征并构成融合特征,结合空间邻域信息的模糊 C 均值(fuzzy C-means, FCM)算法对线路覆冰厚度进行估计;而后计及气象因素对不同类型覆冰形成过程的影响,将气象因素与覆冰厚度作为输入,单位长度的覆冰重量作为输出,构建基于支持向量回归机(support vector regression, SVR)的线路覆冰重量辨识模型。最后通过算例验证了文中方法在存在温度、风速发生较大变化,覆冰类型发生变化的情况下依然能对覆冰重量进行有效辨识。

1 基于纹理特征融合的覆冰厚度估计

1.1 基于纹理特征融合的区域信息聚类方法改进

由于输电线路覆冰发生在户外,拍摄的航拍图像受光照影响明显,光照的强度与角度不同,图像中可能存在过暗或着过亮的现象。此时采用以图像像素灰度值的相似性作为分类指标的聚类分割算法并不适用于对覆冰区域的检测;且在实际航拍图像中,发生镜头抖动、输电线路的舞动以及雨雪天气都可能会对拍摄的图像产生噪声点,而传统的模糊 C 均值算法(fuzzy C-means, FCM)算法未将图像空间信息考虑在内,对噪声抑制能力差,导致最终的图像分割性能较差。为解决上述问题,文中考虑以纹理特征相似性作为聚类算法的分类指标,同时引入邻域特征信息,通过邻域像素点的特征信息修正中心像素点的空间信息,以期获得更高的图像分割精度。

文中引入 Tamura 算法中的粗糙度 Coa、方向度 Fdi、对比度 Con 3 个特征对图像进行纹理特征提取,表达式如下^[17-18]:

$$\begin{cases} Coa(x, y) = |S_{best}(x, y) - Avg_{coa}(x, y)| \\ Fdi(x, y) = |d(x, y) - \mu(x, y)| \\ Con(x, y) = \frac{M(x, y)}{\sqrt{M_1(x, y)}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $S_{best}(x, y)$ 、 $d(x, y)$ 分别表示像素点 (x, y) 的最佳尺寸与方向角; $Avg_{coa}(x, y)$ 、 $\mu(x, y)$ 分别表示以像素点 (x, y) 为中心 3×3 领域的平均粗糙度与平均方向角; $M(x, y)$ 、 $M_1(x, y)$ 分别表示以像素点 (x, y) 为中心 3×3 领域的平均灰度方差与灰度四阶矩。

为提高后续图像分割算法效率,文中采用文献[19]所提方法对纹理特征进行加权融合,公式如下:

$$I_{(x,y)}^* = \frac{\lambda_1 Coa(x, y) + \lambda_2 Fdi(x, y) + \lambda_3 Con(x, y)}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (2)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 分别为对应 Tamura 纹理特征直方图的方差; $I_{(x,y)}^*$ 为最终的特征融合结果。

针对传统 FCM 算法易受噪声干扰,导致分割精度较低的问题,文中引入图像邻域信息,以期获得更好的图像分割效果。改进后的 FCM 目标函数表达式与约束条件如下所示:

$$\begin{cases} \min J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + q \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\hat{x}_j - v_i\|^2 \\ \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, j \in \{1, 2, \dots, n\}, 0 \leq u_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: c 表示聚类中心个数, n 表示待聚类的像素点个数, m 为模糊指数, u_{ij} 表示第 j 个像素点属于第 i 类的隶属度, v_i 表示第 i 类的聚类中心, x_j 表示第 j 个像素点所对应的纹理特征值, \hat{x}_j 表示第 j 个像素点所对应的邻域纹理特征值, q 为邻域权重系数,表示邻域像素点对中心像素点的影响。

利用拉格朗日算子法构造目标函数,求得隶属度与聚类中心的更新公式,如下:

$$u_{ij} = \frac{(\|x_j - v_i\|^2 + q \|\hat{x}_j - v_i\|^2)^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{k=1}^c (\|x_j - v_k\|^2 + q \|\hat{x}_j - v_k\|^2)^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j + q\hat{x}_j)}{(1+q) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (5)$$

式中: v_k 表示第 k 类的聚类中心。式(3)中的 q 的选取会影响最终的图像分割效率,文中提出一种 q 自适应选取方法,公式如下:

$$q_j = \|x_j - \hat{x}_j\|_1 \quad (6)$$

式中: q_j 表示第 j 个像素点所对应的邻域权重系数。

为充分验证文中所提方法的有效性,选取拍摄的两幅存在光照不均的线路覆冰图像作为实验对象,先后以图像灰度特征(采用加权平均法进行灰度转换)、Tamura 纹理特征值作为分类依据的 FCM 算法、基于邻域信息的 FCM 算法和文中算法进行测试,分割结果如图 1、2 所示。

为客观评价文中所提算法的分割性能,文中引入 JS、

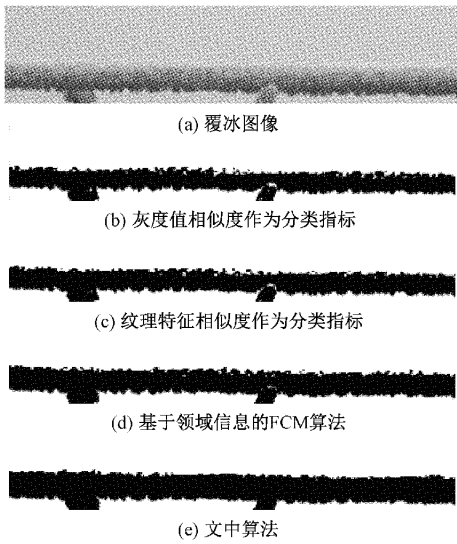


图 1 低对比度图像分割结果

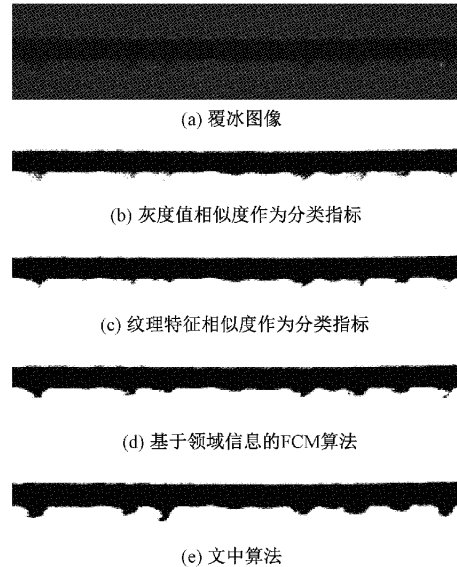


图 2 低亮度图像分割结果

Dice 和 Sensitivity 三个评价指标^[20],其公式如下:

$$JS(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (7)$$

$$Dice(S_1, S_2) = \frac{2|S_1 \cap S_2|}{|S_1| + |S_2|} \quad (8)$$

$$Sensitivity(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1|} \quad (9)$$

式中: S_1 为分割后的图像像素集合; S_2 为标准图像像素集合。根据定义可知, JS、Dice 和 Sensitivity 的值越大, 说明分割算法精度越高。分割结果如表 1 所示。

表 1 不同算法实验对比

分割方法	低对比度图像			低亮度图像		
	JS	Dice	Sensitivity	JS	Dice	Sensitivity
灰度约束 FCM 算法	0.899 9	0.947 3	0.927 8	0.925 1	0.937 2	0.927 9
纹理约束 FCM 算法	0.911 5	0.950 8	0.933 1	0.926 7	0.942 5	0.934 4
基于领域信息的 FCM 算法	0.938 1	0.968 6	0.948 2	0.946 6	0.953 8	0.952 5
文中算法	0.961 3	0.975 6	0.967 5	0.950 5	0.964 5	0.969 8

从以上实验结果可以看出, 文中算法相比于前几种算法分割精度更高, 低对比度图像 JS 指数为 0.961 3, Dice 指数为 0.975 6, Sensitivity 指数为 0.967 5; 低亮度图像 JS 指数为 0.950 5, Dice 指数为 0.964 5, Sensitivity 指数为 0.969 8。从以上各项评估指标能够看出, 文中算法在分割精度上优于对比算法, 可认为文中所提的算法更利于对覆冰的边缘进行检测。

1.2 基于 Hough 变换的覆冰厚度估计

对输电线路进行航拍时, 或多或少会出现一定程度的倾斜, 这种图像的倾斜最终会导致线路厚度计算准确率下降, 针对此问题, 文中首先对二值图像采用 Hough 变化检测直线并计算倾角, 而后对图像进行仿射变换, 以达到图像校正和厚度估计的目的。

Hough 变换利用点与线对偶性思想, 将直角坐标系中的点映射到极坐标系下, 本质是对图像中的直线做统计^[21-22]。航拍图像中的输电线路明显存在上下边缘, 其对应统计结果中最大的 2 个值, 而后根据找到的直线, 计算

直线斜率, 确定倾斜角。

图像倾斜实质是对图像进行仿射变换, 将点 (x, y) 经过仿射反变换旋转到点 (x', y') 的映射关系为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: θ 为旋转角度, θ 为正表示逆时针旋转, 反之顺时针旋转, 取线路上下边界直线的平均倾斜角。

针对仿射变换后产生原图中不存在的像素点, 文中采用双线性插值法确定像素点值^[23-24]。如图 3 为倾斜线路图像校正效果图。

现将分割后的输电线路分为 N 段, 求取每一小段的输电线路上下边界像素宽度, 并用二维直方图表示, 如图 4 所示, 其中 x 轴表示 N 段线路, y 轴表示线路上下边界的像素宽度。

利用这 N 段的像素值计算输电线路的平均像素宽度 \bar{D} , 公式如式(11)所示。

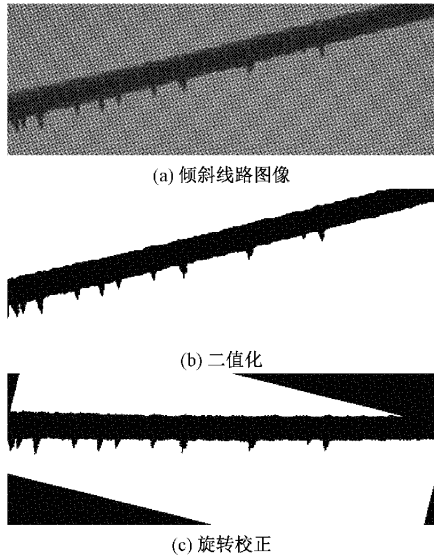


图 3 倾斜线路图像校正效果图

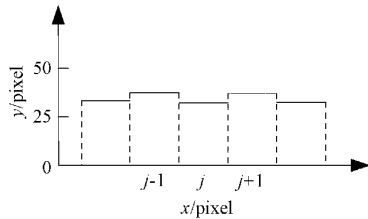


图 4 覆冰厚度示意图

$$\bar{D} = \frac{\sum_{i=1}^N D_i}{N} \quad (11)$$

式中： D_i 为第 i 小段线路的像素宽度。

而后通过对比覆冰前后输电线路上下边界像素宽度的比值关系，并结合实际输电线路直径求取覆冰厚度 h ，公式如下。

$$h = \frac{(\bar{D}_2 - \bar{D}_1)d_0}{2\bar{D}_1} \quad (12)$$

式中： d_0 为线路直径， \bar{D}_1 为无覆冰时的线路图像像素宽度； \bar{D}_2 为有覆冰时的线路图像像素宽度。

2 计及气象条件与覆冰种类的线路覆冰重量辨识

2.1 影响线路覆冰重量的因素

由于不同的环境条件会形成不同种类(密度)的覆冰层,不同种类的覆冰由于增长速率不同、密度不同,对输电线路造成的威胁程度也不同。因此在覆冰监测预警时首先需判断覆冰类型。《IEC 60826-2017 Overhead transmission lines. Design criteria》^[25]中给出了不同覆冰类型的判断依据,主要是结合风速与气温,如图 5 所示。

不同覆冰类型之间存在较为明显的物理特性差异(如表 2)。其中,雨淞覆冰密度较大、内部结构密实,同时具有

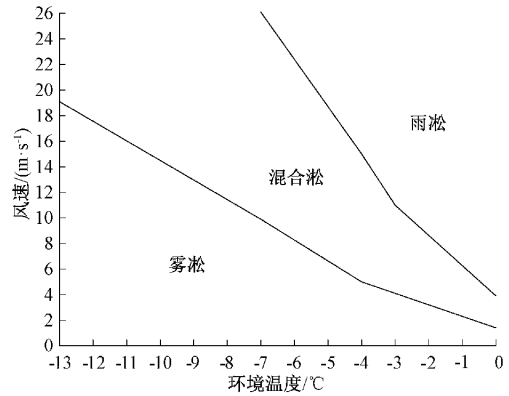


图 5 不同覆冰类型分布图

增长快、粘附性强等特点,对输电线路的威胁较大。雾淞覆冰质地较为松软,密度相对较小,粘附力也不强,对输电线路的威胁相对较小。因此,在覆冰检测中,仅仅将覆冰厚度作为覆冰评估的依据是不够的,还需结合判断的覆冰类型计算覆冰重量。

表 2 输电线路不同覆冰类型的物理特性

覆冰类型	覆冰外观	粘附性	密度/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)
雨淞	透明、光滑	强	800~900
雾淞	白色、表面颗粒感	中	300~600
混合淞	半透明、结构层状或板块状	强	600~800

2.2 基于 PSO-SVR 的覆冰分类与重量辨识模型构建

考虑到影响生成覆冰类型的主要因素为环境温度与风速,文中提出一种计及气象因素的覆冰重量辨识方法。将环境温度、风速以及覆冰厚度作为输入,单位长度的覆冰重量作为输出,建立基于 SVR 的覆冰重量辨识模型。

SVR 是 SVM 在函数拟合领域上的应用算法,具有较强的泛化能力^[26-27]。假定样本集 $S = \{x_i, y_i\}_{i=1}^n$, x 为输入向量, $x_i \in R^l$, y 为输出向量, $y_i \in R$ 。SVR 方法主要思想是利用非线性映射将样本集从低维空间映射到高维空间,此非线性映射可定义:

$$f(x) = \omega\phi(x) + b \quad (13)$$

式中： $\phi(x)$ 为非线性映射函数， ω 为权重系数， b 为偏置系数。基于结构风险最小化原则得到优化函数为：

$$\min R(\omega, b, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (14)$$

$$s. t. \begin{cases} y_i - \omega\phi(x) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \omega\phi(x) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中： ξ_i 与 ξ_i^* 为松弛因子； ϵ 为不敏感系数， $\epsilon > 0$ ； C 为惩罚因子。引入拉格朗日函数，并根据 Mercer 定理法则，得到回归函数：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \quad (16)$$

式中: α_i 和 α_i^* 为拉格朗日乘子, 核函数 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)\phi(x_j)$, 通常选择径向基函数作为 SVR 的核函数。其表达式如下:

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (17)$$

式中: σ 为径向基参数。

为提高模型的预测精度, 文中采用粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 对 SVR 中的惩罚因子 C , 不敏感系数 ϵ 和核函数参数 σ 进行寻优选取。

PSO 算法假定在一个维度为 s 的搜索空间中, 有由 M 个粒子组成的种群 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_M)$, 其中第 i 个粒子的位置可以表示 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{is})^T$, 速度表示为 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{is})^T$, 在搜索过程中记录每个粒子的个体极值 $\mathbf{P}_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{is})^T$ 与全局极值 $\mathbf{P}_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gs})^T$ [28]。

在每次迭代过程中, 粒子通过以下公式更新自身的速度与位置。

$$V_{is}(t+1) = \omega V_{is}(t) + z_1 r_1 [P_{is}(t) - X_{is}(t)] + z_2 r_2 [P_{gs}(t) - X_{is}(t)] \quad (18)$$

$$X_{is}(t+1) = X_{is}(t) + V_{is}(t+1) \quad (19)$$

式中: ω 为惯性权重, c_1, c_2 为学习因子, z_1, z_2 为分布在 $[0, 1]$ 上的随机数。

2.3 输电线路覆冰重量辨识流程图

文中对采集到的输电线路覆冰图像进行纹理特征提取与融合, 并结合空间邻域信息的 FCM 算法进行图像分割, 再对倾斜线路图像进行 Hough 校正, 而后通过比较覆冰前后线路区域像素宽度并结合实际输电线路直径计算得到覆冰厚度, 最后结合历史线路覆冰重量数据以及气象数据对 PSO-SVR 模型进行训练。输电线路覆冰重量辨识模型具体训练步骤如下:

1) 图像分割。结合式 (1)~(2) 对输入的待分割图像进行纹理特征提取, 并进行加权构成融合特征, 而后结合空间邻域信息的 FCM 算法, 实现图像分割。

2) 倾斜线路图像校正。根据步骤 1) 的结果, 采用 Hough 变化检测直线并计算倾角, 而后结合式 (10) 对二值图像进行旋转校正。

3) 线路覆冰厚度计算。将分割后的输电线路分为 N 段, 求取每一小段的输电线路上下边界像素宽度, 并结合式 (11)~(12) 以及实际输电线路直径对覆冰厚度进行求取。

4) 数据集预处理。对气象数据集与覆冰数据集进行预处理, 其中包括异常数据剔除、线性插值以及归一化处理。

5) PSO-SVR 模型训练。以环境温度、风速以及覆冰厚度作为输入, 线路覆冰重量作为输出, 训练基于 SVR 的

线路覆冰重量辨识模型。

输电线路覆冰重量辨识模型构建流程如图 6 所示。

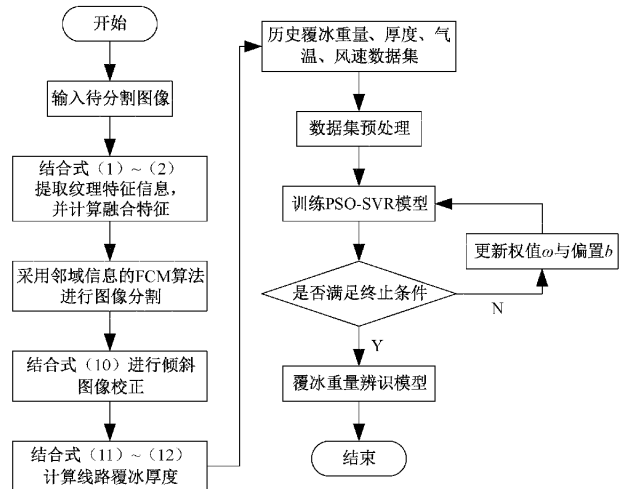


图6 覆冰重量辨识模型构建流程

3 实验结果与分析

3.1 实验数据来源

文中采用山东省 2019 年 12 月 20 日~2020 年 2 月 10 日输电线路监测数据进行算法验证, 采样时间间隔为 1 h, 共有 1 272 组数据。图 7 所示为部分训练集数据。

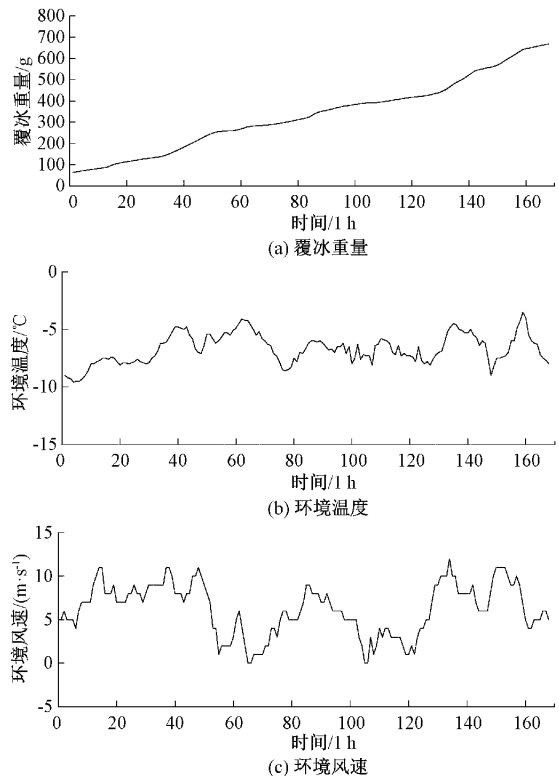


图7 覆冰重量与气象数据

为验证后续文中模型的准确性和有效性, 选用平均绝

对百分比误差 (MAPE)、均方根误差 (RMSE)、可决系数 (R^2) 作为模型的评价指标, 其中均方根误差与平均绝对百分比误差越小、可决系数越大, 代表模型预测效果越好。各指标计算公式如下:

$$MAPE = \frac{100}{t} \sum_{i=1}^t \left| \frac{f_i - f'_i}{f_i} \right| \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (f_i - f'_i)^2} \quad (21)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^t (f_i - f'_i)^2}{\sum_{i=1}^t (f_i - \bar{f})^2} \quad (22)$$

式中: t 表示数据样本总数, f_i 为真实值, f'_i 为预测值, \bar{f} 表示真实值的平均值。

3.2 覆冰厚度检测结果与分析

为验证文中算法在覆冰厚度检测方面的优越性, 分别利用文中所提方法与文献[14]中所提灰度阈值分割方法进行实验。覆冰厚度检测结果如图 8 所示。

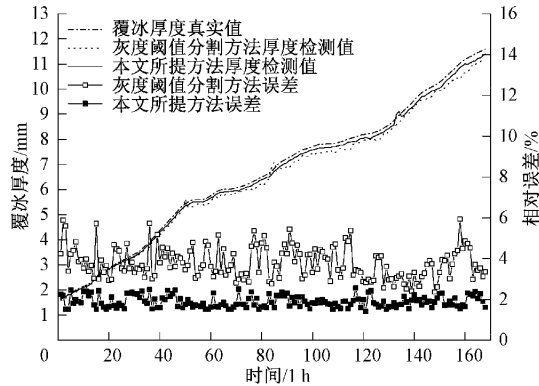


图 8 输电线路覆冰厚度估计结果对比

由图 8 可知, 相比于文献[14]中所提灰度阈值分割方法, 文中所提方法得到的覆冰厚度检测值更接近实际值, 且相对误差更小。表 3 给出了各模型在覆冰厚度检测结果的相关指标。

表 3 覆冰厚度检测结果平均误差表

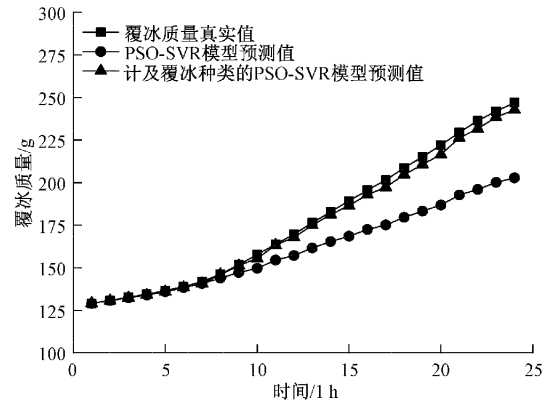
方法	评价指标	
	MAPE/%	RMSE/mm
灰度阈值分割方法	3.781	0.272
文中方法	1.892	0.137

从表 3 中可以看出, 文中所提方法的 MAPE 与 RMSE 较小, 说明文中所提方法具有较好的覆冰厚度检测结果, 能够更好地满足对输电线路覆冰厚度的检测。

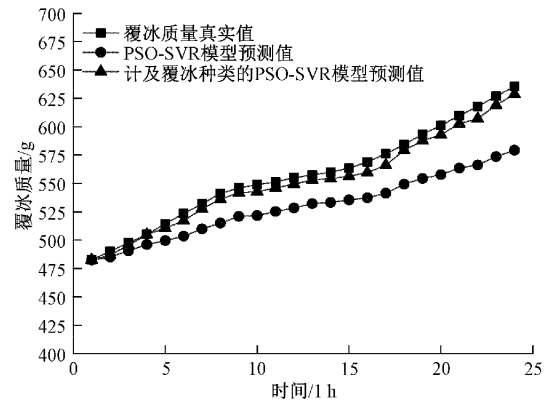
3.3 覆冰重量检测结果与分析

结合图 5 分析图 7 中的气象数据可知大多数天气为雾凇天气, 故文中以单一的雾凇模型作为实验对比。为验证

文中模型的优越性, 将模型应用于 12 月 22 日 3 时~12 月 23 日 3 时、12 月 26 日 15 时~12 月 27 日 15 时两段多种覆冰天气发生时段, 线路覆冰重量预测结果如图 9 所示。



(a) 时段1覆冰重量预测结果对比



(b) 时段2覆冰重量预测结果对比

图 9 输电线路覆冰重量预测结果对比

文中将通过绝缘子处安设拉力传感器所测得的值作为覆冰质量真实值。图 9 可以看出, 在两次覆冰时段中, 计及覆冰种类的重量预测曲线更贴近实际的覆冰重量曲线。在覆冰时段 1 第 16 h 以及覆冰时段 2 第 8 h 时发生覆冰天气变化, 由原先雾凇天气变化为混合凇天气, 混合凇存在密度大, 粘附力强, 生长速率快等特点, 致使两条预测曲线差距开始变大。若不考虑覆冰种类, 预测结果与实际值差别更大, 故文中提出模型准确率更高。表 4 给出了各模型在两次覆冰重量预测结果的平均预测误差及相关指标。

表 4 覆冰重量模型预测结果平均误差及可决系数表

模型	评价指标		
	MAPE/%	RMSE/g	R^2
PSO-SVR	13.756	28.284	0.578
计及覆冰种类的 PSO-SVR	2.246	4.792	0.988

从表 4 中可以看出, 计及覆冰种类的 PSO-SVR 模型平均绝对百分比误差 MAPE 与平均均方根误差 RMSE 较

小,平均可决系数 R^2 较大,说明文中所提方法的覆冰重量预测结果较好,可信度较高,能够较好地满足对输电线路覆冰重量的预测。

4 结 论

针对输电线路在不同环境因素影响下表面会形成不同类型不同密度的覆冰层,常用的等效密度法不能有效根据覆冰厚度计算覆冰重量的问题。本文提出一种基于纹理特征融合与人工智能辨识的覆冰重量估计方法。首先提取图像的 Tamura 纹理特征并进行加权构成融合特征,再结合空间邻域信息的 FCM 算法实现对覆冰厚度的估计。而后计及气象因素对覆冰形成类型的影响,将历史气象数据与覆冰监测数据作为训练集,训练基于 SVR 的覆冰重量辨识模型。最后结合实例证明,文中模型在温度与风速发生较大变化下,依然能更好的对线路覆冰重量进行辨识,其辨识结果更为准确,对输电线路除冰工作具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] 陈立帆,张琳琳,宋辉,等. 基于图卷积神经网络的输电线路自然灾害事故预测[J/OL]. 电网技术: 1-9 [2023-02-24]. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2021.2520.
- [2] 周庆,李杰,万凌云,等. 基于 D-S 证据理论的多特征输电线路覆冰图像分类方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S1): 102-107.
- [3] SUN W, WANG C F. Staged icing forecasting of power transmission lines based on icing cycle and improved extreme learning machine[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 208: 1384-1392.
- [4] 方行. 基于 Φ -OTDR 的架空输电线覆冰在线监测方法研究[D]. 南京: 南京大学, 2021.
- [5] 王黎明,李海东,梅红伟,等. 输电线路覆冰在线监测系统国内外研究综述[J]. 高压电器, 2013, 49(6): 48-56.
- [6] 甘艳,杜志叶,周文峰,等. 基于覆冰拉力监测系统的耐张塔线路等值冰厚计算模型[J]. 电测与仪表, 2021, 58(5): 39-45.
- [7] LIU H, WANG T Z, JIANG M. Error analysis about on-line icing-monitoring device based on weighing method [C]. 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), IEEE, 2016, DOI: 10.1109/IMCEC.2016.7867101.
- [8] WENG B J, GAO W, ZHENG W C, et al. Newly designed identifying method for ice thickness on high-voltage transmission lines via machine vision[J]. High Voltage, 2021, DOI: 10.1049/hve2.12086.
- [9] GUO Q L, HU X G. Power line icing monitoring method using binocular stereo vision [C]. IEEE Conference on Industrial Electronics & Applications, IEEE, 2017, DOI: 10.1109/ICIEA.2017.8283149.
- [10] MA Y, YU H, LIU J Y, et al. Measurement of ice thickness based on binocular vision camera[C]. 2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA), IEEE, 2017, DOI: 10.1109/ICMA.2017.8015806.
- [11] ZHANG Y Y, WANG Y L, WEI A M. A new image detection method of transmission line icing thickness[C]. 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), IEEE, 2020, DOI: 10.1109/ITNEC48623.2020.9084679.
- [12] 王伟斌,李立学,李海峰,等. 基于小波变换和形态学处理的输电线路覆冰监测系统[J]. 电气自动化, 2020, 42(4): 63-65.
- [13] LIU Y Q, TANG Z G, XU Y J. Detection of ice thickness of high voltage transmission line by image processing[C]. 2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), IEEE, 2017, DOI: 10.1109/IAEAC.2017.8054406.
- [14] 肖文,高宏力,鲁彩江. 单目视觉测量电力线覆冰厚度方法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(8): 1-4.
- [15] 闫丽梅,褚思琦,徐建军,等. 基于 GSO-Canny 算法的输电线路覆冰厚度检测[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(2): 157-161.
- [16] 林刚,王波,彭辉,等. 基于强泛化卷积神经网络的输电线路图像覆冰厚度辨识[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3393-3401.
- [17] 魏亚军,李开灿,董振. 基于 Tamura-HOG 纹理特征与矩特征融合的配网电缆终端故障诊断方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(9): 153-158.
- [18] 陈旭,高亚洲,陈守静,等. 基于 T-GLCM 和 Tamura 融合特征的纹理材质分类[J/OL]. 南京信息工程大学学报(自然科学版): 1-11 [2022-07-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1801.N.20211123.2031.004.html>.
- [19] 朱浩,丁辉,尚媛同,等. 多纹理分级融合的织物缺陷检测算法[J]. 纺织学报, 2019, 40(6): 118-125.
- [20] LAI J W, ZHU H Q, LING X F. Segmentation of brain MR images by using fully convolutional network and gaussian mixture model with spatial constraints [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019: 1-14, DOI: 10.1155/2019/4625371.
- [21] 郭斯羽,周乐前,温和,等. 基于二值图像邻域加权的直线 Hough 变换[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(5): 478-485.

- [22] 张俊, 庞世强, 李晓斌, 等. 融合 LSD 算法与 Hough 变换的航拍输电线路图像杆塔自动识别方法[J]. 电子器件, 2021, 44(5): 1210-1214.
- [23] 汪志宁, 刘春, 戴雷, 等. 小波变换组合双线性插值法在北斗周跳中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(11): 50-57.
- [24] 孙瑶. 基于 FPGA 图像显示的双线性插值算法的设计与实现[D]. 南京: 东南大学, 2017.
- [25] 国际电工委员会. Overhead transmission lines. Design criteria: IEC 60826-2017 [S]. International Electrotechnical Committee, 2017.
- [26] 魏业文, 解园琳, 李梅, 等. 基于多指标最优权值融合的锂电池 SOH 估计[J]. 电子测量技术, 2021, 44(15): 23-29.
- [27] 陈家瑞, 陈忠孝, 秦刚, 等. 基于 PSO 算法与 SVR 算法在企业直流配电网短期负荷预测的研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(12): 70-73.
- [28] 赵志刚, 马习纹, 姬俊安. 基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 26-34.

作者简介

舒征宇, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能电网运维。

E-mail: 18702031@qq.com

沈信源(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为智能电网运维研究。

E-mail: 834605816@qq.com