

“新型电力系统电力气象应用技术”专栏

计及气象特征的线路覆冰荷载预测

李 江, 王尚玉

(上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090)

摘 要: 针对架空线路覆冰灾害频发及传统覆冰预测方法的局限性, 提出一种计及气象特征的线路覆冰荷载预测方法。首先, 依据线路荷载变化量, 将气象环境划分为载荷增长、平衡和衰减 3 个模式集, 并通过灰色关联度分析, 将各气象参量的关联权重融入马氏距离算法。其次, 为解决气象模式集之间模糊隶属关系的问题, 基于历史经验, 定义了 IGP(覆冰增长势能)因子和 IMP(覆冰融化势能)因子, 定量描述气象特征变化。最后, 将隶属度与监测数据结合, 形成含气象特征信息的扩充历史样本, 使用 SVM(支持向量机)进行覆冰荷载预测。算例对仅考虑气象参量信息、气象过程模糊分类及所提方法 3 种训练模式的预测结果进行了对比分析, 结果表明所提预测模型预测精度更高。

关键词: 输电线路; 气象特征; 马氏距离; 支持向量机

DOI: 10.19585/j.zjdl.202604001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Prediction of ice load on power lines incorporating meteorological characteristics

LI JIANG, WANG Shangyu

(School of Electrical Engineering, Shanghai Electric Power University, Shanghai 200090, China)

Abstract: To address the frequent occurrence of ice-induced disasters on overhead transmission lines and the limitations of conventional icing prediction methods, this paper proposes a novel ice load prediction approach that systematically incorporates meteorological characteristics. First, based on the load patterns of transmission lines, meteorological conditions are classified into three distinct regime sets: load growth, equilibrium, and decay. The grey relational analysis is employed to integrate the weighted contributions of meteorological parameters into the Mahalanobis distance. Second, to resolve the fuzzy membership relationships between meteorological regimes, two physically interpretable indices are empirically defined: the ice growth potential (IGP) factor and ice melting potential (IMP) factor, which quantitatively characterize meteorological characteristics. Finally, membership degrees are combined with monitoring data to construct augmented historical samples embedding meteorological characteristics, and a support vector machine (SVM) is applied for ice load prediction. Case studies compare three training paradigms: meteorological parameters only, fuzzy classification of meteorological processes, and the proposed method. Results demonstrate that the proposed model achieves higher prediction accuracy.

Keywords: transmission line; meteorological characteristic; Mahalanobis distance; SVM

0 引言

中国地理环境广阔且复杂, 近年来各地区电网常常遭受冰冻灾害天气的侵袭, 致使电力线路易发生覆冰灾害, 对电网的安全运行构成了严重威胁^[1]。研究发现, 对覆冰高风险区进行预先的人工除冰干预, 能够显著降低覆冰带来的危害^[2]。

因此, 构建适应于工程应用的覆冰预测模型不仅具有深刻的现实意义^[3-4], 还能够为输电网络的调度与优化决策提供关键的参考依据。

在覆冰预测技术领域, 研究主要集中在覆冰机理研究和基于数据驱动的统计回归模型研究两方面。其中, 基于覆冰机理的预测技术, 主要涵盖 Makkonen 模型^[5]、雨淞覆冰模型^[6]以及 Goodwin 模型等^[7-8]。文献[9]分析了积冰特征和推算覆冰厚度的关系, 文献[10]在覆冰情势上探究了其

数复杂,探测困难,其中涉及的覆冰厚度往往需要根据数学推导计算,与真实覆冰情况有较大区别,难以应用于工程实际中。

在数据驱动领域,研究主要依托于综合场站的地理环境^[11]、气象条件以及输电线路等多源数据,采用统计学方法以及深度神经网络等分析技术,探索数据之间的内在联系与规律。具有代表性的包括基于传统SVM(支持向量机)的数据驱动模型^[12]和基于卷积神经网络的预测模型^[13]。文献[14]尝试关注微气象参数、导线温度与覆冰的关系,但未考虑气象环境的变化过程,也未对原始气象参量进行深入分析。然而,覆冰过程具有明显的积累特性,且通常伴随着气象环境的快速变化。上述方法所构建的预测模型均基于原始气象参量,未深入考虑气象变化信息。

为此,本文通过定义气象环境模式集,结合历史经验和聚类算法,提出了一种计及气象变化特征信息的统计回归模型。相较于传统数据驱动模型,本文基于浙江地区寒潮气象监测数据和拉力传感器数据,形成多元异构数据集,规避了传统覆冰厚度折算,通过历史经验分析,充分挖掘气象过程信息。基于覆冰荷载变化量,将气象环境划分为荷载增长、平衡和衰减3个阶段。同时,利用马氏距离算法对气象环境进行模糊分类,定义IGP(覆冰增长势能)因子和IMP(覆冰融化势能)因子,进一步量化气象条件对覆冰过程的影响,最后,通过隶属度函数计算不同时刻气象环境的隶属程度,实现原始气象数据的维度扩充,并使用SVM进行覆冰荷载预测模型的训练与预测。

1 直线型杆塔覆冰增长分析模型

现有的覆冰预测模型中,由于其构成机理复杂,在多变的气象条件下,不同电压等级的输电线路的覆冰程度各不相同。因此,本文选择220 kV直线型杆塔作为研究对象,将其输电线路简化为单位长度下的理想圆柱体,以便进行分析。

直线型杆塔的覆冰在线监测终端安装于绝缘子串上端的垂直位置处。假定一段输电导线被等效为长度为1 m的理想圆柱体,其横截面面积 ΔS 如图1所示。

图1中, r_0 表示导线半径, ΔS 表示导线等效

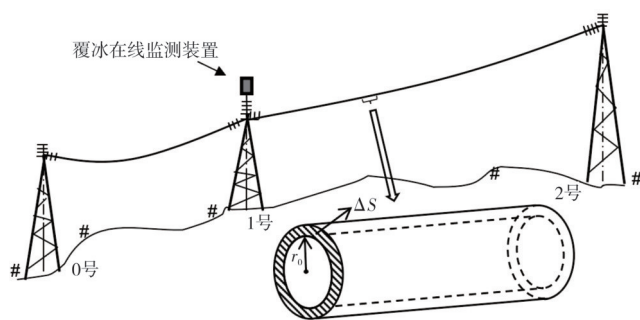


图1 直线型杆塔单位长度等效模型

Fig.1 Equivalent per-unit-length model of tangent tower

覆冰厚度所构成的环形面积。当输电线路开始覆冰时,由覆冰带来的质量增长 Δm 如式(1)所示:

$$\Delta m = \rho d \Delta S \quad (1)$$

式中: ρ 为密度; $d\Delta S$ 为等效覆冰厚度 Δr 构成的圆环面积 ΔS 的积分。

ΔS 计算如式(2)所示:

$$\Delta S = (r_0 + \Delta r)^2 \pi - r_0^2 \pi \quad (2)$$

研究表明^[15],在相同气象环境下,导线在覆冰过程的初始增长阶段,覆冰厚度 Δr 随时间呈现出一种近乎线性的增长趋势,线性拟合系数普遍超过0.98。考虑初始覆冰,表达式如式(3)所示:

$$\Delta m = m_0 + kt \quad (3)$$

式中: m_0 为初始覆冰; k 为 Δm 随时间 t 线性变化的系数,其大小与该线路所处环境的温度、湿度、风速、风向等气象因素变化有关,与时间 t 无关^[16]。

由此,忽略风速影响,只考虑覆冰质量增长的情况时,可推算在单位长度线路中,由覆冰质量变化引起的覆冰荷载变化同样与所处气象环境高度相关,其荷载变化量随气象环境的变化而变化。因此,可以将气象环境进行分类,对气象特征变化数据进行深入剖析,从历史数据中挖掘气象变化特征信息,有助于回归预测模型的训练。

2 气象特征信息挖掘

2.1 气象环境分类

根据上述分析,单位长度输电线路在相同气象环境下,由覆冰带来的荷载增量与时间呈线性关系。因此,可以将气象环境按照其不同监测时刻覆冰荷载变化量,定义成多个气象环境模式集,用于区分不同气象环境。

文献[17]定义了一个完整的覆冰周期包括3个

阶段,分别是:覆冰维持、覆冰增长和覆冰消融。因此,本文将相邻采样时间内覆冰荷载的变化量作为分类依据,如表1所示。其中, $\Delta F(k)$ 为相邻采样时间点输电线路荷载变化量; δ 为覆冰荷载变化波动比例; F_{line} 表示架空线路初始重量,其值由线路属性和线路长度决定。

表1 气象环境分类

Table 1 Classification of meteorological conditions

气象环境类别	分类判据	模式集
荷载增长阶段	$\Delta F(k) \in [+ \delta F_{\text{line}}, + 5 \delta F_{\text{line}})$	$S_+ \{ \hat{x}_k, \Delta F(k) \}$
荷载维持阶段	$\Delta F(k) \in (- \delta F_{\text{line}}, + \delta F_{\text{line}})$	$S_0 \{ \hat{x}_k, \Delta F(k) \}$
荷载衰减阶段	$\Delta F(k) \in [- \delta F_{\text{line}}, - 5 \delta F_{\text{line}})$	$S_- \{ \hat{x}_k, \Delta F(k) \}$

本文将气象环境分为3个模式集,分别为: S_+ 荷载增长阶段集合、 S_0 荷载维持阶段集合、 S_- 荷载衰减阶段集合。

定义采样时刻荷载值对应的时序样本数据为 $\{ \hat{x}_k, \Delta F(k) \}$,其中 k 为历史样本编号, $\hat{x}_k$ 为 k 时刻气象数据。由于覆冰具有滞后性, $\Delta F(k)$ 为 k 时刻与后一时刻的荷载变化量,其公式如式(4)所示:

$$\Delta F(k) = F(k+1) - F(k) \quad (4)$$

式中: $F(k)$ 为 k 时刻覆冰荷载数据。根据气象环境类别,将 $\hat{x}_k$ 按照其分类判据分为3类集合。

2.2 气象环境距离计算

通过气象环境分类,可以将历史数据中的气象数据聚类到3类模式集中。时序数据样本 $\hat{x}_k$ 所处的气象环境,由该样本数据到各气象环境集中心的距离决定。本文采用马氏距离来衡量数据样本与各模式集之间的距离,进而计算数据样本所属的模式类别,原因有以下两点:

1)气象数据中各气象因素量纲不同,不同环境因素之间与覆冰荷载变化速度存在耦合关系。马氏距离可以忽略量纲的影响,并且在计算方法上,马氏距离可以融入不同气象参量的权重,适配研究背景。

2)在传统聚类分析中,通常难以得到已知类别的模式集。本研究可以通过历史数据,将气象环境按照荷载变化量完成模式集分类,从而适用马氏距离算法中对模式集的聚类计算,满足了马氏距离算法的使用前提。

气象数据样本 $\hat{x}_k$ 与各气象环境模式集的马氏

距离如式(5)所示:

$$L_k = ((\hat{x}_k - p_s)^T C_s^{-1} (\hat{x}_k - p_s))^{1/2} \quad (5)$$

式中: p_s 为气象环境模式集 S 的聚类中心; C_s 为不同模式集的协方差矩阵,其矩阵元素计算如式(6)所示。

$$c_{i,j} = \frac{1}{l-1} \sum_{l=1}^{w-1} (\hat{x}_{w,i} - \bar{x}_i)(\hat{x}_{w,j} - \bar{x}_j) \quad (6)$$

式中: w 为气象环境类别编号; l 为气象环境类别集合中样本总个数; $\hat{x}_{w,i}$ 为 $\hat{x}_k$ 中的温度、风速、湿度等气象因素,其中, $\bar{x}_i$ 和 $\bar{x}_j$ 分别为编号 i 、 j 元素的平均值。

文献[18]指出降雨与覆冰间并无直接的关联性。在实际工程应用中,某些气象参量的监测确实存在一定的困难。因此,本研究提取了温度、湿度、风速和风向4种气象信息。为了在数据集中体现出不同气象因素的影响,本研究在计算模式集距离时,考虑了各气象因素的权重。设定荷载序列 F 为母序列,如式(7)所示:

$$F = [F(1), \dots, F(k), \dots, F(N)] \quad (7)$$

对应子序列 j 分别为温度、风速、湿度等气象因素,各子序列如式(8)所示:

$$x_{j,k} = (x_{j,1}, \dots, x_{j,k}, \dots, x_{j,N}) \quad (8)$$

式中: $x_{j,k}$ 为气象数据样本向量 $\hat{x}_k$ 中的元素,包含温度 T_k 、湿度 H_k 、风速 V_k 、风向 D_k 。

序列 F 的灰色斜率关联度 ϵ 及关联系数 ξ 计算公式如式(9)和式(10)所示:

$$\epsilon_j = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} \xi_j(k) \quad (9)$$

$$\xi_j(k) = \frac{1 + \left| \frac{1}{\bar{F}} \frac{\Delta F(k)}{\Delta k} \right|}{1 + \left| \frac{1}{\bar{F}} \frac{\Delta F(k)}{\Delta k} \right| + \left| \frac{1}{\bar{F}} \frac{\Delta F(k)}{\Delta k} - \frac{1}{\bar{x}_j} \frac{\Delta x_{j,k}}{\Delta k} \right|} \quad (10)$$

其中:

$$\bar{x}_j = \sum_{k=1}^N x_{j,k} / N, \Delta x_j = x_{j,k+1} - x_{j,k} \quad (11)$$

$$\bar{F} = \sum_{k=1}^N F(k) / N \quad (12)$$

灰色斜率关联系数的取值受覆冰荷载变化序列与气象变量序列的几何形态影响。当两者之间的斜率差异越小,灰色斜率关联系数则越高。由此,定义气象因素权重矩阵,如式(13)所示:

$$W = \text{diag}(\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_j, \dots) \quad (13)$$

赋权后, 马氏距离计算方法如式(14)所示:

$$L'_k = ((\hat{x}_k - m_s)^T C_s^{-1} W (\hat{x}_k - m_s))^{1/2} \quad (14)$$

通过计算气象参量与各模式集的马氏距离, 可以近似判断气象数据属于哪种模式集。在算法训练阶段, 通过计算与各模式集聚类中心的马氏距离, 可以更详细地剖析气象过程信息, 为模型训练、模型预测提供多维参考数据。

2.3 气象特征因子

气象环境的分类具有明显的模糊性, 仅依靠马氏距离存在以下局限性:

1) 根据距离最小化原则简单地对气象环境样本的模式类别进行分类, 结果将过于绝对, 且可解释性不强。聚类中心位置并不代表覆冰荷载变化最快位置, 且聚类结果受数据量影响较大。

2) 荷载的增长、维持、衰减 3 个阶段内的荷载变化亦有快慢之分, 仍需要对 2.1 节中的气象环境模式集进一步细化。

因此, 需要继续对气象环境进行剖析, 分解出不同气象特征, 消除不同气象环境之间的模糊隶属关系。输电线路覆冰是一个变化的动态过程, 覆冰形成需要满足充分的气象特征。经过长期的国内外研究^[16,18-19], 覆冰增长所需的气象环境条件主要包括: 适宜的气温范围、较高的相对湿度、有助于空气中水滴运动的适宜风速以及相对稳定的风向。借助这些历史经验, 可以间接评估输电线路气象变化的过程。

本文通过定义 IGP 因子和 IMP 因子, 并结合历史经验, 进一步划分气象特征。根据上述内容, 分析覆冰形成最基本的气象特征包括:

$$-10 \leq T_k \leq 0 \quad (15)$$

$$80 \leq H_k \quad (16)$$

$$0 \leq S_k \leq 6 \quad (17)$$

$$45 \leq D_k \leq 135 \quad (18)$$

式中: T_k 为时间段 k 内的平均温度; H_k 为平均湿度; S_k 为平均风速; D_k 为风向与该线路走向的夹角。

温度和湿度是冰冻附着发生的核心气象特征^[15,18-21]。当 S_k 满足式(17)时, 会加速冰层的形成及其增厚过程。此外, 当风向 D_k 与线路的夹角满足式(18)时, 冰积累效应将更加明显。

定义 IGP 因子 $A_{IGP}(k)$, 其初始值为 0。用较

大的数值表示较大的估计程度。当时间尺度 k 内的气象环境满足温度、湿度要求时, $A_{IGP}(k)$ 为 2, 以此类推。估计程度越大, 表示该时刻气象环境更有利于覆冰增长。因此, 对监测数据通过图 2 所示标准的契合度进行分析, 能够有效评估冰冻附着形成及其加剧的势能。

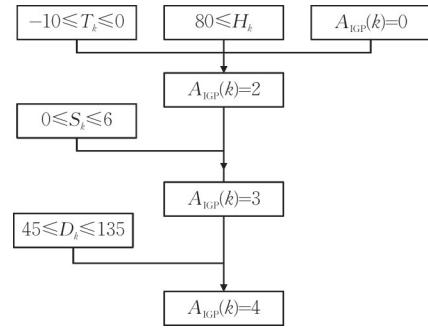


图 2 IGP 因子赋值逻辑图

Fig.2 Assignment logic diagram of IGP factor

同样地, 融冰也依赖于特定的气象条件。在时间尺度 k 内, 形成融冰的气象条件主要包括:

$$0 < T_k \quad (19)$$

$$80 < H_k \quad (20)$$

$$6 < S_k \quad (21)$$

$$450 \leq D_k < 135 \quad (22)$$

当温度、湿度和风速中只有一个满足上述条件时, 即对融冰有一定的促进作用。满足程度越高, 气象环境就越倾向于融冰^[18-21]。因此, 定义 IMP 因子 $A_{IMP}(k)$, 其初始值为 0。用较大的数值表示气象特征对融冰的促进程度, 得到如图 3 所示的逻辑图。

因此, IGP 因子值越大, 说明该时刻 IGP 越强, 更利于线路覆冰增长。同理, IMP 因子值越大, 说明该时刻气象环境更容易使覆冰融化。通

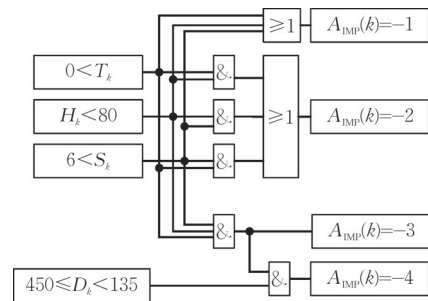


图 3 IMP 因子赋值逻辑图

Fig.3 Assignment logic diagram of IMP factor

常情况下, IGP 因子值越大, IMP 因子值越小。通过 IGP 和 IMP 因子的定义, 能够清晰地表现气象参量环境的变化过程。

2.4 气象环境模式集隶属度计算

为了融合 2.2 节和 2.3 节的计算结果, 定义气象环境隶属信息 $\mu_{k,s}$, 将计算结果应用于算法训练, 其计算方式如下:

$$\mu_{k,s+} = \frac{A_{IGP}(k)}{1 + L_{s+,k}(\hat{x}_k)} \quad (23)$$

$$\mu_{k,s_0} = \frac{1}{1 + L_{s_0,k}(\hat{x}_k)} \quad (24)$$

$$\mu_{k,s-} = \frac{A_{IMP}(k)}{1 + L_{s-,k}(\hat{x}_k)} \quad (25)$$

隶属度函数与马氏距离成反比关系, 气象参量与模式集聚类中心越远, 其隶属度越小。同时, 将隶属度函数与气象特征因子 $A_{IGP}(k)$ 、 $A_{IMP}(k)$ 相乘, 能够有效消除模式集之间的模糊关系, 使预测模型在训练与预测过程中均能涵盖气象环境变化信息。

将隶属度计算结果作为扩充气象参量融入到回归预测模型的训练数据中, 以此作为训练集进行模型训练, 其流程如图 4 所示。

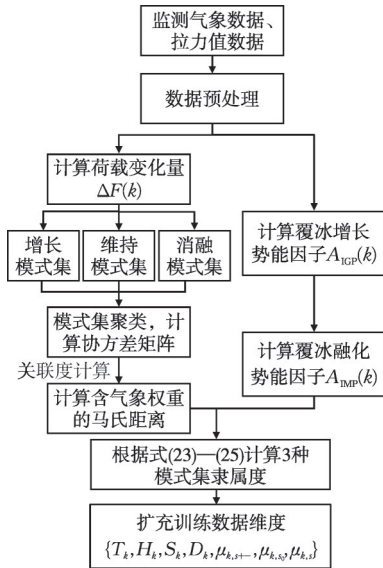


图4 气象变化特征处理流程

Fig.4 Processing flow of meteorological characteristics

3 计及气象特征的线路覆冰荷载预测

线路覆冰增长的物理机制颇为复杂。前述的

$A_{IGP}(k)$ 和 $A_{IMP}(k)$ 利用了历史气象数据, 结合马氏距离计算结果, 定义了隶属度函数, 用于训练模型。考虑到覆冰历史数据的局限性及小样本特征, 采用适用于小样本情况的 SVM 回归方法^[22], 得到适用于该线路的预测模型。在预测未来线路荷载变化时, 只需利用该线路未来的气象信息, 即可对该线路未来荷载情况进行预测。覆冰荷载预测流程如下:

1) 输入线路历史气象监测数据、拉力传感器数据, 预处理后, 可按照式 (4) 计算 $\{\hat{x}_k, \Delta F(k)\}$, 由式 (9) 将 $\{\hat{x}_k, \Delta F(k)\}$ 分为荷载增长、维持、衰减 3 个气象环境模式集, 其中 $\hat{x}_k$ 由温度 T_k 、湿度 H_k 、风速 S_k 、风向 D_k 组成。

2) 计算温度、湿度等气象条件与荷载变化之间的灰色斜率关联度, 通过式 (14) 计算历史气象样本与各种气象状态之间的马氏距离。通过图 2 和图 3, 判断气象环境覆冰因子 $A_{IGP}(k)$ 、气象环境融冰因子 $A_{IMP}(k)$ 。

3) 通过式 (23)~(25) 计算隶属度 $\mu_{k,s+}$ 、 μ_{k,s_0} 、 $\mu_{k,s-}$, 将隶属度样本扩充到高维空间, 扩充后的数据为 $\{T_k, H_k, S_k, D_k, \mu_{k,s+}, \mu_{k,s_0}, \mu_{k,s-}\}$ 。

4) 以扩充后的数据 $\{T_k, H_k, S_k, D_k, \mu_{k,s+}, \mu_{k,s_0}, \mu_{k,s-}\}$ 为训练集, 借助 SVM 模型进行训练和学习, 构建覆冰荷载预测回归模型。

5) 在预测阶段, 利用未来的天气数据 $\{T_l, H_l, S_l, D_l\}$, 计算气象环境隶属度 $\mu_{l,s+}$ 、 μ_{l,s_0} 、 $\mu_{l,s-}$, 将未来气象数据扩充为 $\{T_l, H_l, S_l, D_l, \mu_{l,s+}, \mu_{l,s_0}, \mu_{l,s-}\}$, 再输入至已训练完毕的回归预测模型中进行预测。预测流程如图 5 所示。

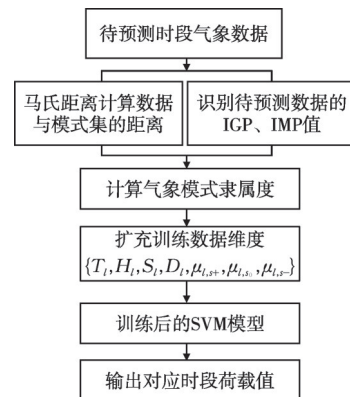


图5 SVM 预测流程

Fig.5 Prediction flow of SVM model

4 算例分析

4.1 算例设计

算例来自浙江地区某220 kV 109号塔杆51号拉力传感器返回的覆冰在线监测拉力数据及杆塔气象监测点的气象数据。气象数据采样时间间隔为10 min, 拉力采样时间间隔为5 min。为平衡数据集并提升模型泛化能力, 使用杆塔临近场站(约10 km以内)的监测气象数据(监测周期为1 min)进行时序填补。使用拉依达准则剔除异常数据, 这些异常数据通常为原始时间序列中偶尔出现的孤立突变值, 明显偏离正常采样间隔的数据趋势, 推测可能由振动或短时阵风引起, 可视为噪声予以删除, 并使用均值填充法填充。

数据时长共计10 h, 杆塔监测点监测气象数据59组, 监测拉力数据117组。经过临近气象站气象数据补充后, 监测气象数据为117组。其中, 训练集102组, 预测集15组, 且监测过程线路均有覆冰。线路自重 F_{line} 为9 936 N。通过线路状态方程式计算重量比^[23], 依据达到设计覆冰厚度的50%为上限, 因此将 δ 设定为0.137。状态方程式所涉及线路参数属性如表2所示。

表2 线路属性参数

Table 2 Line characteristic parameters

参数	取值
截面/mm ²	425.24
导线直径/mm	26.82
风压系数	1.2
风载体型系数	137.9
热膨胀系数	20.5×10^{-6}
单位长度质量/(kg·km ⁻¹)	1 349
弹性系数/MPa	65 000
前后档距/m	653/607
设计水平应力/Pa	9.28×10^{-7}
设计覆冰厚度/mm	20

数据包括该轮寒潮天气期间的温度、湿度、风速、风向变化以及荷载变化情况, 如图6所示。

为验证传统预测方式与考虑气象过程的方式之间的不同, 同时突出预测流程中计及气象环境因子(IGP/IMP)的作用, 设计了以下3个方案:

1)方案1: 仅考虑温度、湿度、风速、风向等气象参量进行SVM训练和预测线路荷载变化。

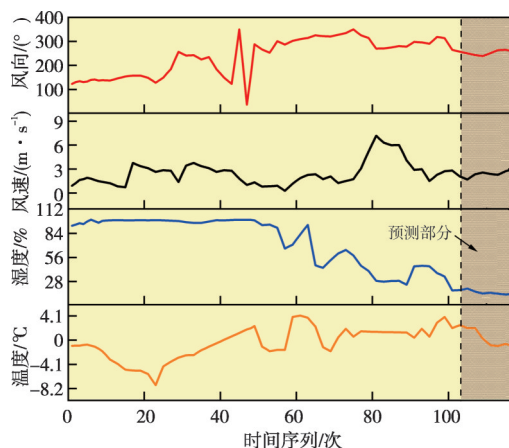


图6 51号气象监测数据

Fig.6 Monitoring data from Load Cell 51

2)方案2: 计算数据与各模式集之间的马氏距离, 但不计气象环境因子(IGP/IMP)。在计算隶属度函数时, 如式(26)~(28)所示, 再扩充样本至高维空间进行SVM的训练和预测。

$$\mu_{k,s_+} = \frac{1}{1 + L_{s_+,k}(\hat{x}_k)} \quad (26)$$

$$\mu_{k,s_0} = \frac{1}{1 + L_{s_0,k}(\hat{x}_k)} \quad (27)$$

$$\mu_{k,s_-} = \frac{1}{1 + L_{s_-,k}(\hat{x}_k)} \quad (28)$$

3)方案3: 采用SVM预测方法, 计算数据与各模式集之间的马氏距离, 计及气象环境因子(IGP/IMP), 如式(23)~(25)。最后将荷载增加、维持、衰减模式的隶属度信息纳入模型训练和预测中。

4.2 回归模型参数取值

在方案1~3中, 本文使用粒子群算法确定SVM模型的惩罚参数 C 和核函数参数 γ ^[24-25]。为评估模型参数的选取成效, 采用留一法对历史数据进行训练^[23,26]。SVM参数计算数据可参见表3, 关联度分析结果如表4所示。

表3 SVM参数配置

Table 3 SVM parameter configuration

训练集类别	C	γ
传统SVM	8.739	0.018
考虑气象环境分类的SVM(不计IGP/IMP)	8.061	0.015
考虑气象环境分类的SVM(计及IGP/IMP)	5.257	0.017

表 4 灰色关联度计算结果

Table 4 Grey relational analysis results

气象参数	灰色斜率关联度
温度	0.867 5
湿度	0.881 6
风速	0.799 1
风向	0.210 5

4.3 覆冰荷载预测结果

基于预测集气象数据, 预测未来 15 个时段的荷载情况。3 种方案所训练的回归预测模型的预测结果如表 5 所示。

表 5 3 种方案预测结果

Table 5 Prediction results of three schemes

采样 时间/h	实际荷载 $F(k)/N$	荷载 $F(l)/N$		
		传统 SVM	考虑气象环境信息 SVM	
			不计 IGP/IMP	计及 IGP/IMP
103	11 593.4	12 903.5	12 671.6	12 459.0
104	11 534.6	12 814.9	12 365.1	12 099.8
105	11 475.8	12 794.4	12 390.2	11 946.3
106	11 242.6	12 535.6	12 144.1	11 591.2
107	11 328.8	12 835.5	12 129.4	11 732.9
108	11 216.9	12 649.0	12 237.7	12 327.5
109	11 240.6	12 848.0	12 286.0	12 128.6
110	11 184.5	12 761.5	12 437.2	12 280.6
111	11 083.8	12 735.3	11 926.2	11 870.7
112	11 054.3	12 679.3	10 125.8	10 247.4
113	10 936.8	12 741.4	10 554.0	10 543.1
114	10 730.5	12 265.0	11 481.7	10 934.4
115	10 829.0	12 247.6	11 500.4	11 056.4
116	10 590.7	12 168.8	10 749.6	10 919.1
117	10 740.8	11 997.5	11 063.0	11 159.7

图 7 整体对比了 3 种方案的绝对误差情况, 3 种方案在预测结果中均存在不同程度的偏差。本文所提方法在预测结果上明显优于方案 1, 在计及气象环境因子 IGP/IMP 后, 除 108、113、116、117 这 4 组数据外, 其余 11 组预测时间段的预测值均优于方案 2。

3 种方案的绝对误差平均值和相对误差均值如表 6 所示。可以明显看出, 计及气象因子的 SVM 模型在覆冰荷载预测中表现最优, 其绝对误差和相对误差最小, 预测精度最高。

算例结果表明, 本文提出的方案 3 在预测结果和预测偏差上均优于传统回归预测模型。本文所

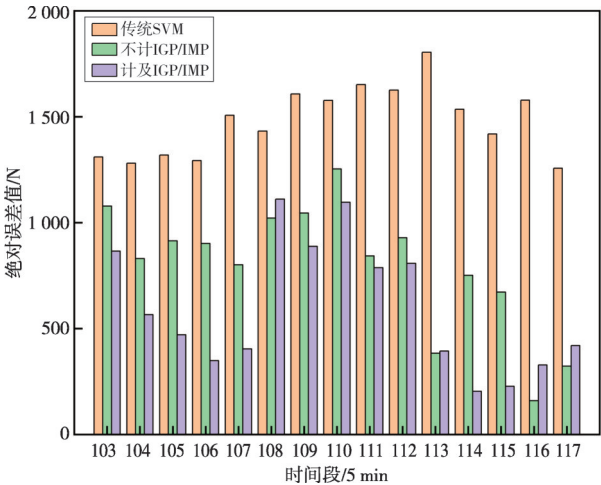


图 7 3 种方案预测误差柱形图对比

Fig.7 Prediction error comparison of three schemes using bar charts

表 6 3 种方案预测误差对比

Table 6 Prediction error comparison of three schemes

预测模型	绝对误差均值/N	相对误差均值/%
传统SVM	1 479.6	13.304
基于气象环境分析SVM (不计 IGP/IMP)	793.4	7.091
基于气象环境分析SVM (计及 IGP/IMP)	594.3	5.315

提气象环境因子能够进一步弥补马氏距离算法的局限性, 提高模型的预测准确性。

5 结语

当前覆冰预测回归模型中仅考虑采样气象数据预测未来时刻线路情况, 并未直接剖析气象过程变化信息。本文从覆冰历史经验出发, 定义气象环境因子, 通过马氏距离算法计算多种气象环境的隶属程度, 并融合 SVM 回归模型进行训练, 有效提升了传统回归模型的预测性能, 但仍有几点不足:

- 1) 本文在构建导线覆冰模型时, 所检测的荷载值为综合荷载, 其变化量易受短时阵风影响。
- 2) 本文所提预测方法数据敏感度较高, 要求在计算气象过程信息时, 覆冰历史数据中气象数据和荷载数据采样必须是连续的。

参考文献

[1] 胡琴, 于洪杰, 徐勋建, 等. 分裂导线覆冰扭转特性分析及

- 等值覆冰厚度计算[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3615-3620.
- HU Qin, YU Hongjie, XU Xunjian, et al. Study on torsion characteristic and equivalent ice thickness of bundle conductors [J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3615-3620.
- [2] 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.
- LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3393-3401.
- [3] 黄良, 魏韬, 彭赤, 等. 基于输电线路垂直档距变化特征的等值覆冰厚度模型研究[J]. 水电能源科学, 2018, 36(3): 176-179.
- HUANG Liang, GUO Tao, PENG Chi, et al. Study on equivalent icing thickness model based on variation characteristics of vertical distance of transmission line [J]. Water Resources and Power, 2018, 36(3): 176-179.
- [4] 张秀丽, 柯睿, 杨跃光, 等. 酸性湿沉降区域 500 kV 输电线路金具缺陷机理分析及防范措施[J]. 高电压技术, 2016, 42(1): 223-232.
- ZHANG Xiuli, KE Rui, YANG Yueguang, et al. Mechanism analysis and prevention countermeasures of hardware defects on 500 kV transmission lines of acid wet subsidence areas [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(1): 223-232.
- [5] GOODWIN E, MOZER J D, DIGIOIA A M, et al. Predicting ice and snow loads for transmission line design [C]//Proc. First Int. Workshop on Atmospheric Icing of Structures, [S.l.: s.n.], 1983: 267-273.
- [6] MAKKONEN L. Modeling power line icing in freezing precipitation [J]. Atmospheric Research, 1998, 46(1/2): 131-142.
- [7] 刘和云, 周迪, 付俊萍, 等. 导线雨淞覆冰预测简单模型的研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(4): 44-47.
- LIU Heyun, ZHOU Di, FU Junping, et al. A simple model for predicting glaze loads on wires [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(4): 44-47.
- [8] 刘春城, 刘佼. 输电线路导线覆冰机理及雨淞覆冰模型[J]. 高电压技术, 2011, 37(1): 241-248.
- LIU Chuncheng, LIU Jiao. Ice accretion mechanism and glaze loads model on wires of power transmission lines [J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(1): 241-248.
- [9] 彭王敏子, 宋丽莉, 徐卫民, 等. 江西省积冰特征分析及重冰区不同重现期最大标准冰厚推算[J]. 热带气象学报, 2024, 40(1): 75-84.
- PENG Wangminizi, SONG Lili, XU Weimin, et al. Characteristics of icing day in Jiangxi Province and calculation of maximum standard ice thickness of icing wire at different return periods for heavy icing area [J]. Journal of Tropical Meteorology, 2024, 40(1): 75-84.
- [10] 潘浩, 周仿荣, 马仪, 等. 输电线路覆冰情势与气象要素关联模型研究[J]. 高压电器, 2023, 59(12): 75-82.
- PAN Hao, ZHOU Fangrong, MA Yi, et al. Association model for icing situation with meteorological factors for transmission line [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(12): 75-82.
- [11] 杨加伦, 朱宽军, 刘彬, 等. 输电线路冰区分布图绘制关键技术[J]. 电力建设, 2013, 34(9): 31-36.
- YANG Jialun, ZHU Kuanjun, LIU Bin, et al. Technologies of icing distribution map for power transmission line [J]. Electric Power Construction, 2013, 34(9): 31-36.
- [12] 乔鹏, 田俊梅. 基于改进 QPSO-SVM 的输电线路覆冰厚度预测[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(2): 10-14.
- QIAO Peng, TIAN Junmei. Prediction of ice thickness of transmission lines based on improved QPSO-SVM [J]. Automation & Instrumentation, 2023, 38(2): 10-14.
- [13] 李波, 李鹏, 高莲, 等. 基于 PCA-VMD-CNN 的输电线路覆冰重量预测模型[J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(10): 216-222.
- LI Bo, LI Peng, GAO Lian, et al. Prediction model for weight of ice coating on transmission line based on PCA-VMD-CNN [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2022, 18(10): 216-222.
- [14] HAMDI A, SHABAN K, ERRADI A, et al. Spatiotemporal data mining: a survey on challenges and open problems [J]. Artificial Intelligence Review, 2022, 55(2): 1441-1488.
- [15] 阳林, 郝艳捧, 黎卫国, 等. 输电线路覆冰与导线温度和微气象参数关联分析[J]. 高电压技术, 2010, 36(3): 775-781.
- YANG Lin, HAO Yanpeng, LI Weiguo, et al. Relationships among transmission line icing, conductor temperature and local meteorology using grey relational analysis [J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(3): 775-781.
- [16] 尹晖, 王晶晶. 输电线路覆冰与微气象参数和覆冰时间的研究[J]. 高压电器, 2017, 53(12): 145-150.
- YIN Hui, WANG Jingjing. Effects of micrometeorological parameters and icing time on icing of transmission line [J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(12): 145-150.
- [17] 王敦青, 戴栋, 郝艳捧, 等. 基于在线监测系统的输电线路覆冰数据统计与分析[J]. 高电压技术, 2012, 38(11): 3000-3007.
- WANG Xiaqing, DAI Dong, HAO Yanpeng, et al. Statistics and analysis of transmission lines icing data based on online monitoring system [J]. High Voltage Engineering,

- 2012,38(11):3000-3007.
- [18] 刘胜春,司佳钧,郭昊,等.输电线路导线覆冰模拟计算与试验研究[J].中国电机工程学报,2014,34(增刊1):246-255.
- LIU Shengchun, SI Jiajun, GUO Hao, et al. Numerical and experimental study on accreted ice on conductor of transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(S1): 246-255.
- [19] WANG J, XIONG X F, ZHOU N, et al. Early warning method for transmission line galloping based on SVM and AdaBoost bi-level classifiers[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(14): 3499-3507.
- [20] 梁曦东,李雨佳,张轶博,等.输电导线的覆冰时变仿真模型[J].高电压技术,2014,40(2):336-343.
- LIANG Xidong, LI Yujia, ZHANG Yibo, et al. Time-dependent simulation model of ice accretion on transmission line[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 336-343.
- [21] 唐斌,张胜峰,唐飞,等.输电线路冰害年故障率研究分析[J].电测与仪表,2020,57(17):29-33.
- TANG Bin, ZHANG Shengfeng, TANG Fei, et al. Research and analysis of annual fault rate of ice damage for transmission lines[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(17): 29-33.
- [22] 王定成.支持向量机建模预测与控制[M].北京:气象出版社,2009:30-37.
- [23] 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.
- GAN Yan, DU Zhiye, ZHOU Wenfeng, et al. Equivalent ice thickness calculation model of strain tower line based on icing tension monitoring system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(5): 39-45.
- [24] 曹瑞峰,刘子华,袁婷,等.基于改进SVM的新能源电站故障诊断方法[J].浙江电力,2023,42(11):11-20.
- CAO Ruifeng, LIU Zihua, YUAN Ting, et al. A fault diagnosis method for new energy power plants based on an improved SVM[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(11): 11-20.
- [25] 邓乃扬,田英杰.支持向量机:理论、算法与拓展[M].北京:科学出版社,2009:115-155.
- [26] 吴莉艳,孙开元,陈坤,等.基于CNN-LSSVM的电力系统虚假数据攻击检测[J].浙江电力,2024,43(11):90-96.
- WU Liyan, SUN Kaiyuan, CHEN Kun, et al. Detection of false data injection attacks against power systems using a CNN-LSSVM model[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(11): 90-96.
-
- 收稿日期:** 2025-02-26; **修回日期:** 2025-05-09
- 作者简介:**
- 李江(1979),男,教授,博士,研究方向为配电网故障分析、电力系统稳定性分析、电网优化调度。
- 王尚玉(1997),男,硕士研究生,研究方向为电力系统分析与运行、电力系统智能技术。(通信作者)
- (本文编辑:方明霞)