

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190935

输电线路缺陷风险建模及其预测方法研究

曾勇斌, 王星华, 彭显刚, 黄景林, 简胜超, 鲁迪

(广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 输电线路缺陷发展状况的预测评估工作对安排检修和制定运维策略有着指导性意义。针对目前输电线路整体缺陷状况的评价指标较为模糊和单一、不同内外环境下输电线路缺陷发展状况不一致的问题, 提出了输电线路缺陷风险建模及其预测的方法。该方法首先根据输电线路自身的特点将其细分成若干个部件。然后对输电线路各部件的缺陷严重程度进行量化, 并根据输电线路的缺陷历史数据, 通过隶属度分析进而定义得到输电线路整体的缺陷风险值。最后研究了各种随机因素分别对线路各部件缺陷风险值的影响。建立基于支持向量机的输电线路缺陷风险值预测模型并对线路未来时段内的缺陷风险值进行预测。通过实例证明了该方法对输电线路缺陷风险值预测的可行性。

关键词: 输电线路; 缺陷风险值; 相关性分析; 影响因素; 支持向量机

Research on risk modeling and forecasting method of transmission line defects

ZENG Yongbin, WANG Xinghua, PENG Xiangang, HUANG Jinglin, JIAN Shengchao, LU Di
(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The forecasting and evaluation of the development of transmission line defects has guiding significance for arranging maintenance and formulating operation and maintenance strategies. Considering the current fuzzy and single evaluation indicators of the overall defect status of transmission lines, and the inconsistent development of transmission line defects in different internal and external environments, a transmission line defect risk modeling and prediction method is proposed. The method first subdivides the transmission line into several parts according to the characteristics of the transmission line itself; then quantifies the defect severity of each part of the transmission line. The defect risk value of the whole transmission line is defined by a membership degree analysis based on the defect history data of the transmission line. Finally, the effects of various random factors on the risk value of each component of the line are studied. The support vector machine-based transmission line defect risk value prediction model is established and the defect risk value in the future time of the line is predicted. The feasibility of the method for predicting the risk value of transmission line defects is proved by an example.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61903091).

Key words: transmission line; defect risk value; correlation analysis; influencing factor; support vector machine

0 引言

对缺陷发展状况的有效预测, 是输电线路科学巡视的基础和核心。目前输电线路缺陷的发现主要依赖于在线监测设备的告警和定期检修, 而巡视方案的制定往往依靠人的经验进行, 这种方式常常导致人力、物力等资源的浪费和检修缺乏针对性等问题^[1-2]。因此, 如何科学地处理缺陷数据并预

测输电线路未来缺陷的发展状况, 做到有针对性地安排检修工作, 是目前线路管理部门面临的重要课题。

目前国内外对输电线路缺陷发展状况的评价等研究工作较少, 缺乏合适的输电线路缺陷状况的评价指标。国内有不少研究以缺陷发生率或某个时间段内的缺陷发生数来评价输电线路的缺陷发展状况^[3-4]。然而, 这些研究仅仅从数量的角度来考察输电线路的缺陷状况, 而缺乏对缺陷严重程度的考虑, 这样仅考虑单一的指标往往不能较为全面地评价当

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61903091)

前输电线路的缺陷状况。

此外，目前大部分研究主要针对输电线路的故障率、可靠性等开展，并考虑各种随机因素对其影响。文献[5]考虑了不同气象因素及其等级对输电线路故障率的影响。文献[6]建立了不同月份天气对输电线路故障率的影响。文献[7]通过计算 p -值筛选出对线路故障率影响较重要的因素。这些研究可以为输电线路缺陷状况的研究提供一定的参考。但是上述研究只考虑了随机因素对整体线路的影响，而考虑到线路由不同类型的设备组成，影响缺陷状况的主要因素也是不同的，例如：杆塔缺陷的发生主要受到天气因素(如风速、降雨量等)的影响，而绝缘子缺陷的发生除了受天气因素的影响外，也与线路自身的运行情况和污染程度等因素有关。因此，在分析线路的缺陷状况时，需要将各段线路分成若干个部件进行分析，并对各部件的主要影响因素进行筛选。

本文根据目前关于线路缺陷评估的现状，提出了一种基于支持向量机的输电线路缺陷风险建模及其预测的方法。该方法首先将输电线路细分成若干个部件，在考虑缺陷数量及其严重程度的情况下，定义了缺陷风险值作为线路缺陷状况的评价指标；然后通过相关系数筛选出影响各部件缺陷风险值的重要因素，并利用支持向量机对某段线路未来的缺陷风险值进行预测，预测值的大小能反映未来该段输电线路缺陷的状况，为相关部门的工作提供重要的参考。

1 输电线路的缺陷风险值定义

1.1 各部件缺陷严重度量化

输电线路由各部件组成，本文将某段输电线路按不同的设备类型分成若干个部分，其中包括导线、绝缘子、金具、杆塔、地线、避雷器和防振锤多个部件^[8]。

各地区电网的线路管理部门通过定期的巡维工作，对线路出现的缺陷具体信息进行记录，并根据各类型缺陷的状态量情况对缺陷的严重等级进行划分(如杆塔的倾斜度、导线的弧垂等)并记录。根据相应的规定，设备发生的缺陷按三个等级进行管理，按其严重程度从高到低划分为危急缺陷、严重缺陷、一般缺陷^[9]，因此缺陷等级一般是阶梯状的曲线，如图 1 所示。缺陷等级是反映部件各类缺陷严重程度的重要因素。为了便于分析，首先需要对缺陷等级进行量化处理，按传统的评估方法^[10]，可根据图 1 对各缺陷等级进行量化评分。

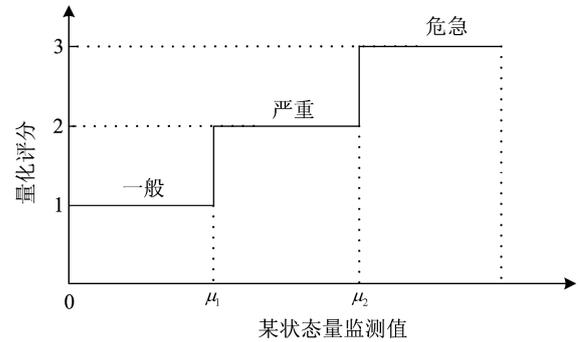


图 1 各缺陷等级的量化评估

Fig. 1 Quantitative assessment of each defect level

由图 1 可知，各缺陷等级通过此方法进行量化评分后，变成了有大小含义的具体数值，其数值越大表示缺陷的严重程度越大。为了简化计算，将上述缺陷等级对应的严重度进行归一化处理，得到相应的相对严重度 Q_l (l 表示缺陷等级)^[11]，如表 1 所示。

表 1 各缺陷等级的严重度

Table 1 Severity of each defect level

缺陷等级	严重度	相对严重度
无缺陷	0	0
一般缺陷	1	0.33
严重缺陷	2	0.67
危急缺陷	3	1

1.2 基于隶属度分析的缺陷风险值定义

通过上述讨论，以某部件为例，可得到该部件不同缺陷等级量化后的相对严重度 Q_l 。为了进一步确定该部件的缺陷风险值，首先需要统计该部件的缺陷历史数据，对该部件出现过的缺陷类型进行分类，并统计各种类型缺陷的发生次数，从而确定其隶属度^[12]。

然后根据严重度和各类型缺陷的隶属度，分别定义该部件各类型缺陷的单风险值和该部件整体的缺陷风险值；进一步得到该段输电线路整体的缺陷风险值^[13]。其具体步骤如下所示。

1) 统计各类型缺陷多年来的发生次数，以确定各类型缺陷对该部件缺陷状况的影响大小，称之为隶属度，用 λ 表示。假设某段输电线路某个部件多年来缺陷统计数据中出现的相关缺陷类型有 Ty_1, Ty_2, \dots, Ty_n ，以及各类型缺陷的出现次数分别记为 t_1, t_2, \dots, t_n ，则该部件缺陷类型 Ty_k 的隶属度 λ_k 可表示为

$$\lambda_k = \frac{t_k}{\sum_{q=1}^n t_q} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

2) 该部件的第 k 类缺陷 Ty_k 分别对应的单风险

值 r_k 可定义为

$$r_k = Q_f \lambda_k \quad (2)$$

3) 在这里将 r_k 视为第 k 类缺陷 T_{y_k} 对该部件整体缺陷风险值的贡献, 则进一步得到该部件 f 的缺陷风险值 R_{fk} 为

$$R_{fk} = \sum_{k=1}^n r_k \quad (3)$$

假设该部件出现的各类型缺陷均处于最严重的状态, 即 $Q_1 = Q_2 = \dots = Q_f = 1$, 则有以下推导:

$$\begin{aligned} R_{fk} &= \sum_{k=1}^n r_k = \sum_{k=1}^n Q_f \lambda_k = \sum_{k=1}^n \lambda_k = \\ &= \frac{\sum_{k=1}^n t_k}{\sum_{q=1}^n t_q} = \frac{1}{\sum_{q=1}^n t_q} \sum_{k=1}^n t_k = 1 \end{aligned} \quad (4)$$

由式(4)可知, 在各部件缺陷情况最差时, 该部件的缺陷风险值为 1, 因此部件缺陷风险值的取值范围为[0,1], 这使得部件的风险值有了故障概率的含义。

4) 假设某段输电线路 7 个部件的缺陷风险值分别为 R_1, R_2, \dots, R_7 , 根据缺陷历史数据, 分别统计该段线路各部件在近 n 年来发生缺陷的次数, 并得到各部件的隶属度 α_f (f 表示各部件)。运用上述思路将各部件的缺陷风险值视为对该段线路整体缺陷风险值的贡献^[14]而并非概率, 则可进一步得到该段输电线路的整体缺陷风险值 \bar{R} 。

$$\bar{R} = \sum_{f=1}^7 R_{fk} \alpha_f \quad (5)$$

$$\alpha_f = \frac{d_f}{\sum_{q=1}^7 d_q} \quad (f=1, 2, \dots, 7) \quad (6)$$

式中, d_f 为某段输电线路近 n 年来统计得到的第 f 个部件出现缺陷的总次数。

假设在某个时段内各部件的缺陷状况均处于最严重的状态下, 即 R_{fk} 的值为 1, 同理可得该段线路的整体缺陷风险值的取值范围也为[0,1], 根据缺陷风险值的大小便可判断该段线路整体的缺陷状况。

2 各部件缺陷风险值的主要因素筛选

2.1 相关系数

输电线路由不同类型的部件组成, 对于不同类型的部件, 影响其缺陷风险值变化的因素并不一样, 同时, 这些因素可分为主要因素和次要因素, 次要的特征因素, 不仅会降低模型的训练速度和增加模

型训练负担, 还会混淆模型对数据的识别, 降低预测的准确性。因此在数据处理前, 去除冗余和不重要的特征因素, 有利于模型更好地进行训练和提高预测性能。

本文采用 Pearson 相关系数分析所有随机因素分别与各部件缺陷风险值之间的相关性^[15], 其数学表达式为

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

式中: $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 为各影响因素; $\{y_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 为某个时间段内各部件的缺陷风险值。 r_{xy} 的绝对值越大, 表示它们之间的相关性越强。

2.2 显著性检验

进一步进行显著性检验, 引入 p -值(即显著水平)^[16]。 p -值是用来评估前面所述相关程度计算结果的“显著程度”。 p -值越小, 说明实际观测到的数据与原假设之间不一致程度越大, 检验结果越显著。若 p -值较大, 即使相关系数较高, 也可能只是因为偶然因素引起的结果。

本文通过 p -值的大小对多个影响因素的重要度进行排列, 且重要度值定义为 $1-p$, 并根据相关系数和重要度值对各因素进行选择。

3 基于支持向量机的缺陷风险值预测模型

由于设备的运行环境较为复杂, 人工巡检过程中记录的设备缺陷信息难免会出现偏差和发生遗漏, 因此难以获得大量准确与合适的样本, 对预测工作带来了不少的困难。为此, 本文采用支持向量机进行建模预测。

3.1 支持向量机原理

支持向量机(SVM)是在统计学习理论中发展起来的一种机器学习方法, 在非线性分类、模式识别等方面具有广泛的应用, 具有泛化能力强、全局收敛等优点。同时, SVM 以统计学理论为基础, 采用结构风险最小化原理, 可以有效解决小样本下的模型构建和回归预测问题^[17-18], 由于输电线路的运行环境复杂、缺陷管理工作不够规范等原因, 较为完整并适用于本文预测工作的缺陷统计样本较少。因此本文尝试采用 SVM 来进行输电线路缺陷风险值的预测工作。

支持向量机回归的本质是寻找一个回归函数, 能够最佳程度拟合我们的数据集。对于某一种类型的部件, 假设给定的训练样本为 $\{x_i, y_i\} (i=1,$

$2, \dots, m)$, m 为样本总数, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^d$, d 为空间维数, $y_i \in \mathbf{R}$ 。对于非线性回归, 定义其回归函数为

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}) + b \quad (8)$$

式中: \mathbf{w} 为权向量; b 为偏差; $\varphi(\mathbf{x})$ 是从输入空间到高维特征空间的非线性映射。在 SVM 处理回归问题时, 为了计算出参数 \mathbf{w} 、 b , 采用 ε 不敏感损失函数, 定义如式(9)所示。

$$L(y - f(\mathbf{x}), \mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & |y - f(\mathbf{x})| \leq \varepsilon \\ |y - f(\mathbf{x})|, & |y - f(\mathbf{x})| > \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

式(9)表明, 当预测值与实际值之差的绝对值不大于 ε 时, 则忽略这部分不计; 否则令其大小为超出 ε 的部分。

通过最小化式(10)来估计 \mathbf{w} 和 b 。

$$R(c, \varepsilon) = \frac{1}{m} c \sum_{i=1}^m L_\varepsilon(y_i - f(\mathbf{x}_i), \mathbf{x}_i) + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (10)$$

式中: 第一项为经验风险; 第二项为正则化部分; c 是学习参数, 确定了经验风险与正则化之间的平衡。

为了寻找 \mathbf{w} 和 b , 需要引入两个松弛变量 $\xi_i \geq 0$, $\xi_i^* \geq 0$, 因此目标函数可写为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t. } -\varepsilon - \xi_i \leq y_i - f(\mathbf{x}_i) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad (i=1, 2, \dots, m) \end{cases} \quad (11)$$

引入拉格朗日乘子 α_i 、 α_i^* 与核函数 $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$, 利用 Wolfe 对偶技巧, 将上述问题转化为对偶问题^[19-21]。

$$\begin{cases} \max_{\alpha, \alpha^*} \sum_{i=1}^m [y_i(\alpha_i - \alpha_i^*) - \varepsilon(\alpha_i + \alpha_i^*)] \\ -\frac{1}{2} \sum_{i,j} (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \quad 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \end{cases} \quad (12)$$

于是, 由式(8)表示的回归函数可写成以下形式。

$$f(\mathbf{x}, \alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (13)$$

3.2 部件缺陷风险值的支持向量机模型

缺陷风险值的预测可看成是一个函数回归估计问题。根据上述原理, 各部件缺陷风险值预测模型的建立也即寻求以下的表达式成立。

$$f(\mathbf{x}, \alpha_i, \alpha_i^*) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (14)$$

式中: \mathbf{x} 为影响各部件缺陷风险值的主要因素; \mathbf{x}_i 为 m 个样本中的第 i 个样本。

支持向量机的性能主要取决于核函数的选择与核函数参数的选择, 其中核函数的选择是影响支持向量机学习性能和泛化能力的关键, 需要根据具体的样本特征进行选择。但目前对于核函数的选择还没有一个统一的方式, 更多的往往是凭借经验, 并带有一定的随意性^[22-23]。

本文将分别选用多项式函数、RBF 核函数和 Sigmoid 函数这三种核函数建立 SVM 预测模型, 应用到输电线路风险值的预测中。同时使用 K -CV (K 折交叉验证)^[24] 分别对模型进行训练和测试, 即将数据集分成 K 个子集, 每个子集均做一次测试集, 其余的作为训练集。并将 K 次的平均交叉验证误差作为结果, 同时使用网格搜索法寻找最优核函数参数^[25]。最后将测试结果进行比较并选择误差最小的核函数。测试结果对比如表 2 所示。

由表 2 的对比结果可以看出, RBF 在预测精度上要优于多项式和 Sigmoid 核函数, 综合预测精度和运算时间, 选择 RBF 作为 SVM 输电线路缺陷风险值预测模型的核函数。

表 2 不同核函数模型验证对比

核函数	MAPE/%	时间/s
RBF	4.1	0.47
Sigmoid	6.5	0.412
多项式核函数	5.3	0.637

模型的训练样本由气象数据和各部件的缺陷风险值构成。本文根据某地区的特点和气象历史数据, 分析得到影响该地区线路的主要气象因素, 并将其分为若干类, 如表 3 所示。

表 3 某地区主要气象因素分类

编号	影响因素
1	风速
2	降雨量
3	气温
4	雷击
5	相对湿度
6	其他

以日为时间单位, 统计不同气象因素在该地区中各月内发生的日数, 统计方法如下:

1) 风速。一个月中受大风影响的日数, 即风速超过 17 m/s 的日数。(风速限值根据气象学的规定选取, 其中包括台风天。)

2) 降雨量。一个月中日降雨量超过 50 mm 的日数。

3) 气温。一个月中日最高气温超过 35℃ 的日数。(气象学上通常把日最高气温大于或等于 35℃ 时称为高温。)

4) 雷击。按雷电定位系统数据统计一个月中的地闪情况得到月雷电日数。

5) 相对湿度。一个月中相对湿度大于 80%(在气象学上称为高湿, 对设备产生较大的影响)的日数^[26-27]。

各部件的缺陷风险值作为样本的组成部分, 需要计算某段线路各部件的缺陷风险值。以某月的巡检记录为例, 得到该段线路各部件的缺陷信息如表 4 所示, 同时得到各类型缺陷所对应的隶属度和相对严重度。

表 4 各部件缺陷数据及对应的隶属度和相对严重度

Table 4 Defect data of each component and corresponding membership degree and relative severity

部件	缺陷描述	隶属度	缺陷等级	相对严重度
导线	导线距离树木净空距离不足	0.726	危急	1
绝缘子	34 上相小号侧玻璃绝缘子自爆一片	0.208	一般	0.33
	17 下相绝缘子上均压环脱落	0.083	一般	0.33
金具	1 上相大号侧金具螺栓开口销缺失	0.732	一般	0.33
	补开口销	0.259	一般	0.33
杆塔	杆塔 A 相有飘挂物	0.056	危急	1
	塔身有鸟巢	0.015	一般	0.33
地线	57 地线横担脚钉缺失	0.051	一般	0.33
	55 杆右地线垂悬线夹螺帽丢失	0.103	严重	0.67

根据 1.1 节和 1.2 节的步骤, 计算各部件的缺陷风险值, 以杆塔为例, 缺陷类型开口销缺失的隶属度和相对严重度分别为 0.259 和 0.33, 杆塔 A 相有飘挂物的隶属度和相对严重度分别为 0.056 和 1, 塔身有鸟巢的隶属度和相对严重度分别为 0.015 和 0.33, 因此, 杆塔在该月的缺陷风险值为 $0.289 \times 0.33 + 0.056 \times 1 + 0.015 \times 0.33 \approx 0.156$ 。其他部件在该月的缺陷风险值由相同方法得到, 如表 5 所示。其他部未发生缺陷, 因此其缺陷风险值视为 0。

表 5 各部件缺陷风险值及线路总体缺陷风险值

Table 5 Defect risk value of each component and the total defect risk value of the line

部件	导线	绝缘子	金具	杆塔	地线
缺陷风险值	0.726	0.096	0.242	0.156	0.086

4 算例分析

为了验证该指标的可行性和该模型在输电线路缺陷值预测方面的有效性, 本文选取广东电网某段线路 2014—2018 年各月的缺陷信息和当地的气象历史数据。现以 2014—2017 年各月的数据作为建模数据, 2018 年各月的数据作为检验数据来证明模型的有效性。

根据所得的该段线路缺陷历史数据和上述方法, 计算各部件历年来各月的缺陷风险值。同时根据 2.1 节和 2.2 节所述, 采用 SPSS19.0 软件分别做出各部件的缺陷风险值与各影响因素之间的相关性分析, 计算结果如表 6 所示。

根据表 6 选择各部件的主要影响, 以导线部件为例, 因素 1 和 3 的重要度均大于 0.9, 且相应的 $|r|$ 值也较大, 因此, 选取这两个因素作为分析该部件缺陷风险值的主要影响因素。

表 6 相关性及其重要度分析结果

Table 6 Correlation and its importance analysis results

		1	2	3	4	5
导线	r	0.582	0.290	0.436	0.784	0.516
	P -值	0.076	0.485	0.055	0.156	0.324
	重要度值	0.924	0.515	0.945	0.844	0.676
绝缘子	r	-0.278	-0.482	0.703	0.595	-0.752
	P -值	0.505	0.226	0.023	0.094	0.031
	重要度值	0.495	0.774	0.977	0.906	0.969
金具	r	0.494	0.542	0.542	0.286	0.462
	P -值	0.072	0.106	0.265	0.219	0.078
	重要度值	0.928	0.894	0.735	0.781	0.922
地线	r	-0.256	0.460	0.395	0.195	-0.109
	P -值	0.541	0.106	0.078	0.713	0.798
	重要度值	0.495	0.894	0.922	0.287	0.202
杆塔	r	0.657	0.190	0.410	0.356	0.457
	P -值	0.064	0.652	0.115	0.415	0.494
	重要度值	0.936	0.348	0.885	0.585	0.506
避雷器	r	-0.157	0.675	0.314	0.109	0.487
	P -值	0.739	0.039	0.410	0.125	0.086
	重要度值	0.261	0.961	0.590	0.875	0.914
防振锤	r	0.718	0.447	0.430	0.148	0.038
	P -值	0.112	0.267	0.287	0.642	0.929
	重要度值	0.888	0.733	0.713	0.358	0.071

根据所选数据, 选择预测月上一个月的缺陷风险值和上一年相同月份的缺陷风险值以及各月对应

的气象数据作为训练样本。

采用 Matlab9.0 中的 LIBSVM 工具箱建立基于 RBF 的 SVM 输电线路缺陷风险值预测模型。通过网格搜索法选择参数 $c=10$, $\sigma^2=1.65$, 经验选得 $\varepsilon=0.008$ 。将上述训练样本输入到 SVM 模型中进行训练, 分别预测得到各部件的缺陷风险值, 最后根据 1.2 节介绍的步骤, 整合得到 2018 年各月该段线路整体的缺陷风险值预测值, 与实际值的比较结果如图 2 所示。

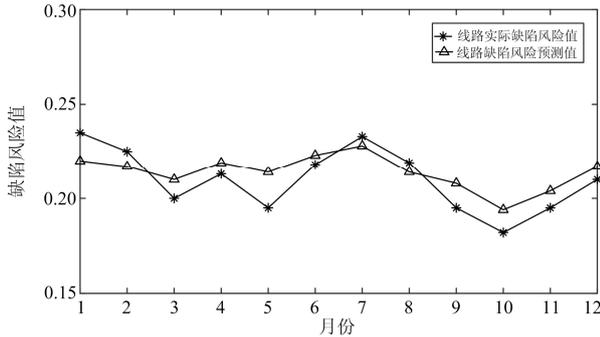


图 2 2018 年各月某段线路缺陷风险值预测结果对比

Fig. 2 Comparison of the prediction results of the defect risk value of a certain section in each month of 2018

由图 2 可以看出, 该段线路实际缺陷风险值曲线与预测缺陷风险值曲线趋势基本一致, 且误差较小, 基本能够反映该段输电线路实际的缺陷状况发展趋势。

选取平均绝对百分误差为评判标准, 定义如式 (15) 所示。

$$M_{\text{MAPE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{R_i - \hat{R}_i}{R_i} \right| \times 100\% \quad (15)$$

式中: R_i 和 \hat{R}_i 分别为该段线路 2018 年第 i 月缺陷风险值的实际值和预测值; n 为该年的月数。

将本文方法的预测结果与直接对该段线路整体缺陷风险值进行预测(即不将线路分成各个部件, 只对整体线路进行分析预测)的结果进行比较, 结果如图 3 所示。

由图 3 可以看出, 采用本文方法预测的 $M_{\text{MAPE}} = 4.7\%$, 预测效果良好; 采用相同模型直接对该段线路整体缺陷风险值预测的 $M_{\text{MAPE}} = 6.5\%$ 。由本文对比结果和文献[28]所述对个体进行预测再整合的效果更优的结论, 可知采用本文方法分别对该段线路各部件的缺陷风险值进行分析和预测, 再整合成该段线路整体缺陷风险值, 有更好的预测效果。通过对输电线路缺陷风险值的定义和预测, 可

以预知未来线路缺陷的发展趋势, 同时预测值的大小能为输电线路巡视工作提供重要的参考, 做好消缺工作的准备。

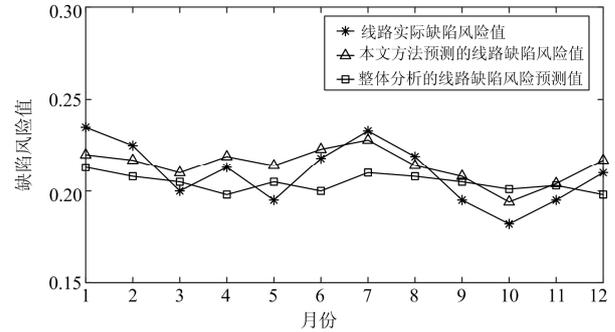


图 3 本文方法和直接预测线路整体缺陷风险值结果对比
Fig. 3 Comparison of the results of this method and the direct prediction of the overall defect risk value of the line segment

5 结语

1) 本文在分析输电线路缺陷状况和根据已有文献的基础上定义了各部件以及线路整体的缺陷风险值, 量化后的缺陷风险值能更加直观地反映部件和线路整体的缺陷状况。

2) 将某段输电线路细分成各部件, 分析并筛选对各部件缺陷风险值影响较大的因素, 能降低模型的复杂度, 提高预测精度。

3) 引入支持向量机作为预测模型, 利用其泛化能力强、全局收敛和较好地解决小样本、非线性问题的优点, 进行预测工作, 最后得到线路整体缺陷风险值, 为线路的巡视工作提供重要参考。

4) 由于目前关于输电线路缺陷发展状况预测的研究工作仍没有较为确定的评价指标, 在定义缺陷风险值的过程中使用的方法和一些具体的参数给定需要根据各地区的具体情况不断进行调整, 需要进一步研究。同时, 由于各方面原因, 线路的缺陷数据在记录和保存过程中难免存在缺失和错误, 影响了预测精度, 需要进一步改善。

参考文献

- [1] 罗剑波, 郁琛, 谢云云, 等. 关于自然灾害下电力系统安全稳定防御方法的评述[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(6): 158-170.
LUO Jianbo, YU Chen, XIE Yunyun, et al. A review on risk assessment of power grid security and stability under natural disasters[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(6): 158-170.

- [2] 朱卫列, 王智微, 李振华. 基于设备特征值的电站设备状态检修[J]. 热力发电, 2018, 47(12): 72-76.
ZHU Weilie, WANG Zhiwei, LI Zhenhua. Condition based maintenance for power station equipments based on equipment characteristic value[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(12): 72-76.
- [3] 陈义刚, 徐厚东. 基于支持向量机的变电设备缺陷发生率的预测及应用[J]. 四川电力技术, 2013, 36(6): 75-77.
CHEN Yigang, XU Houdong. Prediction and application of defect rate of substation equipment based on support vector machine[J]. Sichuan Electric Power Technology, 2013, 36(6): 75-77.
- [4] 杨勤, 张震伟, 杨茉, 等. 基于故障预警系统的燃煤发电设备状态检修[J]. 中国电力, 2019, 52(3): 109-114.
YANG Qin, ZHANG Zhenwei, YANG Mo, et al. Conditional maintenance of coal-fired power generation equipment based on early fault warning system[J]. Electric Power, 2019, 52(3): 109-114.
- [5] 熊小伏, 王尉军, 于洋, 等. 多气象因素组合的输电线路风险分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2011, 23(6): 11-15, 28.
XIONG Xiaofu, WANG Weijun, YU Yang, et al. Risk analysis method for transmission line combining of various meteorological factors[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2011, 23(6): 11-15, 28.
- [6] 王瑞祥, 夏莹, 熊小伏. 计及气象因素的输电线路维修风险分析[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 219-222.
WANG Ruixiang, XIA Ying, XIONG Xiaofu. Risk analysis method for transmission line maintenance considering meteorological factors[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 219-222.
- [7] 邹欣, 孙元章, 程林. 基于模糊专家系统的输电线路非解析可靠性模型[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(19): 1-7.
ZOU Xin, SUN Yuanzhang, CHENG Lin. Non-analytic reliability model of transmission lines based on fuzzy expert system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(19): 1-7.
- [8] 刘珂宏, 刘亚东, 盛戈皞, 等. 基于输电线路全工况信息的风险评估方法[J]. 高压电器, 2016, 52(3): 23-28.
LIU Kehong, LIU Yadong, SHENG Gehao, et al. All conditions information based risk assessment method for transmission line[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(3): 23-28.
- [9] 褚双伟, 熊小伏, 刘善峰, 等. 计及输电线路舞动预测的电网短期风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(9): 93-100.
CHU Shuangwei, XIONG Xiaofu, LIU Shanfeng, et al. Short-term risk assessment of power grid considering galloping prediction of transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(9): 93-100.
- [10] 王学磊, 李庆民, 杨芮, 等. 基于油色谱分析的变压器复合绝缘缺陷多指标综合权重评估方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3836-3842.
WANG Xuelei, LI Qingmin, YANG Rui, et al. Multi-index and comprehensive weighted assessment method for transformer compound insulation defects based on dissolved gases analysis[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3836-3842.
- [11] 张颖, 王学磊, 李庆民, 等. 基于热焓分析的变压器油热解机制及热故障严重程度评估[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(33): 5956-5963.
ZHANG Ying, WANG Xuelei, LI Qingmin, et al. Thermal decomposition mechanism of the insulation oil based on enthalpy analysis and severity evaluation of transformer thermal faults[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(33): 5956-5963.
- [12] YAO Zhiqing, ZHANG Qun, CHEN Peng, et al. Research on fault diagnosis for MMC-HVDC Systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 71-77. DOI: 10.1186/s41601-016-0022-0.
- [13] 肖黎, 罗嘉, 欧阳春明. 基于半监督学习方法的磨煤机故障预警[J]. 热力发电, 2019, 48(4): 121-127.
XIAO Li, LUO Jia, OUYANG Chunming. Research on coal mill fault prediction based on semi-supervised learning method[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(4): 121-127.
- [14] 熊小伏, 曾勇, 王建, 等. 基于山火时空特征的林区输电通道风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(4): 1-9.
XIONG Xiaofu, ZENG Yong, WANG Jian, et al. Risk assessment of power transmission channels in forest regions based on spatial-temporal features of forest fire[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(4): 1-9.
- [15] 唐伟斌, 李涛, 邹晶晶, 等. 基于皮尔逊相关系数的电网夏季空调负荷预测研究[J]. 电力需求侧管理, 2017, 19(6): 11-17.
TANG Weibin, LI Tao, ZOU Pinjing, et al. Air-condition load forecasting in summer of power grid using Pearson correlation coefficient[J]. Power Demand Side Management, 2017, 19(6): 11-17.

- [16] ZIEGEL E R. Applied statistics and probability for engineers (book reviews)[J]. *Technometrics*, 2012, 44(1): 93-94.
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [18] 刘小建, 张元. 基于多特征提取和 SVM 分类的手势识别[J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(4): 121-126.
LIU Xiaojian, ZHANG Yuan. Gesture recognition based on multi-feature and SVM classification[J]. *Computer Engineering and Design*, 2017, 38(4): 121-126.
- [19] BRON E, SMITS M, NIESSEN W, et al. Feature selection based on the SVM weight vector for classification of dementia[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(5): 1617-1626.
- [20] ZHAO Hongshan, GAO Yufeng, LIU Huihai, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2019, 7(2): 350-356.
- [21] 刘文颖, 门德月, 梁纪峰, 等. 基于灰色关联度与 LSSVM 组合的月度负荷预测[J]. *电网技术*, 2012, 36(8): 228-232.
LIU Wenying, MEN Deyue, LIANG Jifeng, et al. Monthly load forecasting based on grey relational degree and least squares support vector machine[J]. *Power System Technology*, 2012, 36(8): 228-232.
- [22] 朱树先, 张仁杰. 支持向量机核函数选择的研究[J]. *科学技术与工程*, 2008, 8(16): 4513-4517.
ZHU Shuxian, ZHANG Renjie. Research for selection of kernel functions used in support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2008, 8(16): 4513-4517.
- [23] 梁礼明, 钟震, 陈召阳, 等. 支持向量机核函数选择研究与仿真[J]. *计算机工程与科学*, 2015, 37(6): 1135-1141.
LIANG Liming, ZHONG Zhen, CHEN Zhaoyang, et al. Research and simulation of kernel function selection for support vector machine[J]. *Computer Engineering and Science*, 2015, 37(6): 1135-1141.
- [24] 尹金良, 朱永利. 支持向量机参数优化及其在变压器故障诊断中的应用[J]. *电测与仪表*, 2012, 49(5): 11-16.
YIN Jinliang, ZHU Yongli. Parameter optimization for support vector machine and its application to fault diagnosis of power transformers[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2012, 49(5): 11-16.
- [25] 王东, 史晓霞, 尹交英. 不同核函数的支持向量机用于空调负荷预测的对比研究[J]. *电工技术学报*, 2015, 30(增刊 1): 531-535.
WANG Dong, SHI Xiaoxia, YIN Jiaoying. Prediction on hourly load of air conditioning by RBF support vector machine[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(S1): 531-535.
- [26] 刘科研, 吴心忠, 石琛, 等. 基于数据挖掘的配电网故障风险预警[J]. *电力自动化设备*, 2018, 38(5): 155-160.
LIU Keyan, WU Xinzong, SHI Chen, et al. Fault risk early warning of distribution network based on data mining[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2018, 38(5): 155-160.
- [27] 王海涛, 冯万兴, 陶汉涛, 等. 基于气象参数的输电线路电气可靠性实时评估与预警系统设计及研发[J]. *中国电力*, 2018, 51(5): 17-23.
WANG Haitao, FENG Wanxing, TAO Hantao, et al. Design and development for real-time evaluation and warning system of electrical reliability for transmission line based on meteorological parameters[J]. *Electric Power*, 2018, 51(5): 17-23.
- [28] KONG W, DONG Z Y, JIA Y, et al. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(1): 841-851.

收稿日期: 2019-08-02; 修回日期: 2019-11-23

作者简介:

曾勇斌(1995—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为人工智能技术及其在输电线路状态评估中的应用; E-mail: 841632852@qq.com

王星华(1972—), 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统自动化, 电力系统高级应用软件开发, 信息化电力系统等领域的研究和开发; E-mail: riskmouse@163.com

彭显刚(1964—), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统运行分析和电网规划、大数据在智能电网中的应用。E-mail: epxg@gdut.edu.cn

(编辑 张爱琴)