

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.210023

基于关联规则挖掘的输电线路缺陷状态预测

叶万余¹, 苏超¹, 罗敏辉¹, 曾勇斌², 颜祖明², 刘义²

(1. 广东电网有限责任公司清远供电局, 广东 清远 511500; 2. 广东工业大学自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 对输电线路缺陷状态进行关联因素的分析 and 预测工作, 可以为输电线路的巡维工作提供重要的技术支持。在现有输电线路状态分析和影响因素研究的基础上, 提出了基于关联规则挖掘的输电线路缺陷状态预测方法。首先根据历史缺陷数据评价得到输电线路缺陷状态。结合各种影响因素, 构建线路缺陷状态与相关因素的特征库。然后引入 FP-Growth 算法挖掘各因素与缺陷状态间的关联规则, 并将得到的规则用于预测线路的缺陷状态。最后以某地区架空输电线路为例, 通过历史缺陷等数据评价得到缺陷状态样本, 提取相关条件特征作为输入特征, 并用于预测线路的缺陷状态。结果验证了该方法的有效性, 对输电线路的巡维检修有一定的参考价值。

关键词: 输电线路; 关联规则; 缺陷状态; 支持向量机; 分类预测

Transmission line defect state prediction based on association rule mining

YE Wanyu¹, SU Chao¹, LUO Minhui¹, ZENG Yongbin², YAN Zuming², LIU Yi²

(1. Qingyuan Power Supply Bureau, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Qingyuan 511500, China;

2. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The analysis and prediction of the factors of a transmission line defect state can provide important technical support for transmission line patrolling. Based on the analysis of a transmission line state and the study of influencing factors, a method for the state prediction based on association rule mining is proposed. First, the transmission line defect state is evaluated based on historical defect data. Combined with various influencing factors, the characteristic database of the line defect state and related factors is constructed. Then a FP-Growth algorithm is introduced to mine the association rules between each factor and defect state, and the obtained rules are used to predict the defect state of the line. Finally, taking an overhead transmission line in a region as an example, defect state samples are obtained through historical defect data evaluation, and the relevant condition features are extracted as input features, and used to predict the defect state of the line. The results verify the effectiveness of the method presented, and this has a reference value for transmission line patrolling and maintenance.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61773126) and the Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Co., Ltd. (No. 031800KK52180074).

Key words: transmission lines; association rules; defect state; support vector machine; classification prediction

0 引言

输电网络规模的不断扩大给现有输电线路的巡维工作带来了巨大的挑战^[1-3]。输电线路长期暴露在户外, 极易受到复杂的外界环境影响继而发生缺陷。在输电线路的日常运行维护中, 一般性缺陷对线路的危害较小, 但是发生的频率往往较高。随着时间

的积累以及在各种因素(如气候、地形、线路运行状态、线路自身结构等)共同作用下, 缺陷的严重程度可能会逐渐加大。若严重的缺陷没有得到及时的处理, 最终可能演变成故障, 严重影响输电线路的运行安全^[4-6]。

目前在我国的电网的运维工作中, 输配电领域的缺陷研究主要集中在主设备上, 如变压器、发电机等, 主要由于单个设备的状态参数较为集中且监测范围小, 易于对其缺陷情况进行监测分析和方便获取试验数据^[7-8]。对于架空输电线路而言, 由于其跨

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61773126); 广东电网有限责任公司科技项目资助(031800KK52180074)

越的范围广, 因此对其缺陷的研究工作着重于状态评估、风险评估等整体评价上, 而输电线路在检修策略的制定往往也需要依据整体的状态评价。

在架空输电线路的状态评估上: 文献[9]通过考虑线路历年的故障和缺陷统计数据, 构建基于关联规则和主成分分析的线路状态评价体系; 文献[10]通过状态监测、在线实验及历史缺陷数据判断输电线路的健康状态和发展趋势; 文献[11]通过变权理论调整评价因素的权重系数, 对目前输电线路状态评估方法进行改进。但是上述研究主要偏向于输电线路状态评价指标的建立以及评价的方法, 对线路缺陷发生的关联因素及其预测模型的建立方面涉及较少。此外, 这些文献往往只聚焦于线路的整体状态, 忽略了同一条线路不同区段之间存在个体、区域性和外界环境的差异, 使得线路不同区段的缺陷状态也存在明显的差异^[12]。利用多源历史数据进行分析, 挖掘线路各区段缺陷状态与多方面因素间的因果关系进而对相应的状态进行预测, 是提高输电线路运维水平的关键内容之一^[13]。

一方面, 为了突出运维重点, 如哪些线路区段的总体缺陷水平较高, 需要对线路的缺陷状态进行分段差异性评价。另一方面, 挖掘各类因素与缺陷状态的关联性, 利用这些因素对输电线路的缺陷状态进行准确的预测, 有利于制定合理和有针对性的运维策略, 及时做好线路的检修和消缺工作^[14-15]。

本文以输电网的多源数据为基础, 在线路状态评价导则的基础上考虑各单元的缺陷比例, 对分段输电线路的缺陷状态进行综合评价以提升精细化程度, 并构建输电线路缺陷状态库; 考虑相应时间段内各种可能反映缺陷发生和劣化的相关因素, 利用 k-means 算法进行数据离散化处理, 形成输电线路缺陷状态特征库; 引入 FP-Growth 关联规则挖掘算法对特征库进行挖掘, 得到与缺陷状态密切相关的因素集, 并将其作为特征子集应用于基于 RBF-SVM 的缺陷状态预测。最后通过某地区架空输电线路进行算例分析, 验证所提方法的有效性。

1 输电线路历史缺陷状态综合评价

参考相关导则^[16]根据输电设备历年来的缺陷记录、人巡、机巡数据等数据采用打分的形式进行评估, 评估得到的缺陷状态作为数据样本的一部分进一步进行缺陷关联因素分析。

1.1 线路单元缺陷状态评分

将输电线路分成基础、杆塔、导地线、绝缘子、金具、接地装置、附属设施和通道环境 8 类单元。假设按照各基杆塔将输电线路分成若干区段^[17]。确

定输电线路各区段单元的缺陷状况时, 步骤如下。

1) 根据缺陷数据, 对线路区段内各单元的缺陷类型进行分类, 关联导则中相应的状态量, 可以得到各单元相关状态量的单项扣分值及其权重;

2) 每个线路区段内各单元的缺陷状态扣分值可以表达为各类型缺陷的基本扣分值乘以其权重累加所得的值^[18], 如式(1)所示。

$$M_i = \sum_{k=1}^p u_{ik} \omega_k \quad (1)$$

式中: M_i 为第 i 个设备单元的缺陷扣分值; u_{ik} 为单元 i 第 k 个缺陷状态对应的基本扣分值; ω_k 为相应的权重。

1.2 各线路分段总体缺陷状态评分

根据上述得到的各单元缺陷得分情况, 则第 j 段线路的总体缺陷得分为

$$N_j = 100 - \sum_{i=1}^8 M_i W_i \quad (2)$$

式中: N_j 为第 j 段线路的缺陷整体得分值; W_i 为第 i 个单元的权重。

根据导则相关标准, 将缺陷状态分值为 (95,100] 的设为正常状态, 分值为 (85,95] 的设为一般状态, 分值为 (75,85] 的设为异常状态, 分值为 (0,75] 的设为严重状态。

其中各单元权值 W_i 利用层次分析法确定, 主要步骤如下。

1) 根据历史缺陷比例和 1~9 标度对线路单元 (基础 F1、杆塔 F2、导地线 F3、绝缘子 F4、金具 F5、接地装置 F6、附属设施 F7 和通道环境 F8) 两两进行比较确定其相对于总体缺陷状态 A 的重要性标度, 构建判断矩阵。

在传统评价过程中当出现相同缺陷状态量时一般只考虑劣化最严重状态量, 从而忽略了其余缺陷, 因此最后得到的缺陷状态值并没有反映缺陷在数量上的差异。

因此本文在构建判断矩阵过程中, 通过线路各区段在某时段缺陷与设备单元之间的关联记录 (即各单元当前时段的缺陷比例), 改变其重要性标度, 即缺陷比例越高则相应增大其单元重要性标度值, 进而体现各线路区段缺陷数量上的差异。

以广东电网某线路区段为例, 经统计某时段内导地线、杆塔和通道环境的缺陷率相近且占比较高, 绝缘子和金具缺陷率相近且占比较低, 基础、接地装置和附属设施的缺陷率相近且占比最小, 则综合得到判断矩阵, 如表 1 所示。判断矩阵中每个元素

代表的含义是：本行表示的单元相对于本列表示的单元的重要性标度值，大于 1 表示前者更重要。

表 1 各单元构成的判断矩阵

Table 1 Judgment matrix composed of each unit

A	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8
F1	1	1/3	1/3	1/2	1/2	1	1	1/3
F2	3	1	1	2	2	3	3	1
F3	3	1	1	2	2	3	3	1
F4	2	1/2	1/2	1	1	2	2	1/2
F5	2	1/2	1/2	1	1	2	2	1/2
F6	1	1/3	1/3	1/2	1/2	1	1	1/3
F7	1	1/3	1/3	1/2	1/2	1	1	1/3
F8	3	1	1	2	2	3	3	1

2) 通过求解特征值和特征向量^[19]，进行归一化处理并通过一致性检验，则进一步得到各单元的权值为：[0.0615,0.1982,0.1982,0.1106,0.1106,0.0615,0.0615,0.1982]。

2 输电线路缺陷关联因素分析

2.1 基于多源数据的缺陷状态特征集构建

本文输电线路缺陷关联因素的研究工作所需数据主要来源于输电线路台账信息、输电缺陷记录信息、国家气象监测信息、地理信息系统等多方面信息。

输电缺陷的发生和劣化是一个复杂的过程，是各种内外因素共同作用的结果，而输电线路长期运行在复杂的外界环境，受外界环境变化的影响较大，在不考虑人为操作等因素的影响下，输电缺陷的发生和劣化最直接反映于外界环境因素的变化，特别以气象因素为主，而时间和空间量也是引起缺陷发生和劣化的相关因素^[20-21]。在多源数据中可能蕴藏着直接或间接引起缺陷发生和劣化的因素，将这些因素作为条件特征，将相应的缺陷状态作为结果特征，挖掘条件和结果特征之间关联规则，将挖掘得到的特征因素组合作为预测模型的输入。

对于不同类型的设备，导致其缺陷发生的因素有所差异，本文结合目前对各类设备缺陷原因分析的研究，将与输电缺陷相关的条件因素归纳为气象特征、自身特征和时空量特征 3 类，如表 2 所示。

1) 气象特征

包括气温、雷击、风速、相对湿度等，气象因素是导致输电设备缺陷发生和恶化的关键因素。在高温、多雨和高相对湿度气象条件的长期作用下，容易导致输电设备受潮、锈蚀和老化失效；而在灾害性天气的冲击下，设备更加容易发生缺陷或进一步劣化甚至导致故障的发生^[22-23]。

2) 自身特征

对历史缺陷信息进行统计分析可以发现，在电压等级、设备投运年限等自身特征不同的情况下，输电设备的缺陷状况往往存在较大的差异。自身特征虽然不是直接造成缺陷发生的因素，但是如果结合其他相关特征，能在一定程度上反映输电设备缺陷的发展情况。

3) 时空量特征

季度：由于环境和负荷变化等情况的差异，不同季度的缺陷发生率或劣化程度都不一样。

特殊区段：输电线路可能会途经一些较为特殊的区域，这些特殊的区段通常包括交叉跨越区、易受外力破坏区、重污区、洪水冲刷区、雷击频繁区、鸟害多发区等。这些特殊区段往往是输电缺陷的多发区域。

地形：输电线路跨越的范围较广，同一条线路不同区段可能经过丘陵、山地、高山、平原、水田等各种复杂的地形环境，因此缺陷状况也会存在明显的差异。

表 2 输电线路缺陷状况特征因素

Table 2 Characteristic factors of transmission line defect state

类型	变量	特征名称	类型	变量	特征名称
气象特征	q_1	气温	自身特征	s_4	全高
	q_2	风速等级		s_5	档距
	q_3	降雨量		s_6	杆塔型式
	q_4	雷雨天		s_7	导线型号
	q_5	雾霾等级		s_8	设备投运年限
	q_6	相对湿度			
自身特征	s_1	电压等级	时空量特征	t_1	当前季度
	s_2	呼称高		t_2	所处地形
	s_3	导线分裂数		t_3	海拔高度
				t_4	特殊区段

2.2 输电线路原始特征数据的处理

1) 数据变换

对上述自身特征和时空量特征进行数据分级和量化编码，如：对电压等级、杆塔型式、导线型号，按其类别进行量化编码；对呼称高、档距、设备投运年限和海拔高度，分别将各特征在其阈值范围内平均分为 4 个区间进行编码。

2) 基于 k-means 的数据离散化

输电设备实际检修过程中缺陷数据的采集时间往往具有滞后性。缺陷检修数据中记录的通常是缺陷被发现的时刻，而不是缺陷实际发生的时刻，同时，考虑到输电设备缺陷的发生是由各类因素在长期的累积作用下导致的结果，因此在进行分析时通

常关心当前时间 t 至 $t-a$ 天这一段时间内的 n 类气象特征属性, 如表 3 所示。

本文通过 k-means 聚类的方法将缺陷考虑的各个矢量特征属性进行归类, 以每个类中心代表该特征属性的一个区间特征。经过聚类后, 各个特征属性的时序数据变成了聚类号, 用相应的聚类号来代表每个特征在某个时间段内的属性, 聚类号相同则表示有相似的特征, 可以对矢量数据进行标量化。具体步骤如下。

1) 依次选取一个气象属性构建数据集, 其中每个数据样本由 $a+1$ 个时间点上的值构成, 并对其进行最大最小归一化处理;

2) 从 n 个数据集中任意选择 k 个对象作为初始聚类中心;

3) 根据每个聚类的中心对象, 计算每个对象与这些中心对象的距离, 并根据最小距离重新对相应对象进行划分;

4) 重新计算每个聚类中心, 重复步骤 3)、4) 直至每个聚类不再发生变化。

最终每个样本中相应的气象特征在某时间段内的多维时序数据变为 k 类中的一类。

表 3 一条缺陷记录对应的各类矢量数据

Table 3 Various types of vector data corresponding to a defect record

气象类型	$t-a$...	$t-1$	t
气温/ $^{\circ}\text{C}$	29.06	...	28.06	22.88
降雨量/mm	94.42	...	82.37	22.61
风速等级	3	...	2	4
相对湿度/%	88.39	...	80.56	67.62
雾霾等级	3	...	0	2

2.3 基于 FP-Growth 算法的缺陷关联分析

不同输电线路的缺陷状态受不同因素组合的影响大小不同, 需要从众多的状态特征中去除与缺陷状态相关性不强和冗余的特征, 能在一定程度上提升预测的效率和精度。关联规则挖掘可以发现数据库中数据之间的关联关系, 将其应用于探索各类特征与输电线路缺陷状态之间的机理和规律。频繁模式树(Frequent Pattern Tree, FP-Growth)算法^[24]是由 HAN 提出的关联分析算法, 巧妙地将树型结构引入算法中。与 Apriori 算法相比, 特点是不产生候选集和只需 2 次遍历数据集, 大大提高了挖掘的效率。本文采用 FP-Growth 算法对输电线路缺陷数据集进行关联规则挖掘^[25], 并根据当前输电线路缺陷关联特征挖掘的实际情况对算法进行适当改进, 主要包

括以下步骤。

1) 构造 FP 树和项头表

根据上述处理构造输电线路缺陷数据集, 其中每个样本由缺陷状态及其对应的各类特征因素构成。用 Q 表示气象特征集合, S 表示自身特征集合, T 表示时空特征集合, D 表示缺陷状态, 则一个数据样本可以表示为

$$\{Q_{(q_1, q_2, \dots, q_i)}, S_{(s_1, s_2, \dots, s_i)}, T_{(t_1, t_2, \dots, t_i)}, D\} \quad (3)$$

式中: q_i 为各气象特征的聚类号; s_i 、 t_i 分别为各特征集合的元素, 如表 2 所示。

首先对该数据集进行第一遍扫描, 得到所有的频繁 1-项集, 同时去除小于设定最小支持度的项目。创建项头表, 且按支持度降序排列。

对数据集进行第二遍扫描, 对于原始数据集中的每条事务, 剔除非频繁 1-项集, 且将其元素按支持度降序排列, 开始构建 FP 树。对于每条事务, 其所有元素构成 FP 树中一条由根节点到叶节点的路径。依次将数据集插入 FP 树, 若有共用节点则对应的节点计数加 1。

2) 频繁项集挖掘及改进

从项头表底部依次向上挖掘, 对每个频繁项找到其条件模式基, 递归调用树结构, 并删除小于最小支持度的项, 若最终呈现单一路径树结构, 继而得到频繁项集, 否则继续调用树结构, 最终得到所有频繁 K-项集。

缺陷关联因素的挖掘只需要得到特征因素与缺陷状态之间的关联规则, 特征因素之间的关联规则对于缺陷关联因素的挖掘是无用的信息。因此在挖掘频繁项集的过程中, 在得到每个条件模式基的同时, 判断其中是否包含缺陷状态, 若包含缺陷状态则继续构造 FP 树, 否则考虑下一个模式基。由此提前筛选出所需要的规则, 且最后只保留后项为缺陷状态的强关联规则。

3 基于关联规则挖掘的线路缺陷状态预测

SVM 是分类数据挖掘中常用的技术, 本文采用基于 RBF 的 SVM 方法对线路缺陷状态进行预测。其非线性映射能力能将低维空间的非线性问题映射到高维空间, 增强识别对象的可分性。对其中的惩罚系数 c 与核函数参数 σ , 利用网格搜索法(grid search), 并结合 10 折交叉验证进行参数寻优。基于 RBF 的 SVM 算法详细步骤参见文献^[26-27], 本文不再赘述。

通过上述关联规则方法挖掘得到后项分别为正常、一般、异常和严重缺陷状态的强关联规则, 选

取每种状态置信度最高的规则的特征组合作为模型的输入, 缺陷状态作为输出构建样本集, 利用上述 RBF-SVM 算法进行训练和测试。最后采用预测准确率作为输电线路缺陷状态预测模型的评估指标。

本文研究思路和线路缺陷状态预测流程如图 1 所示。

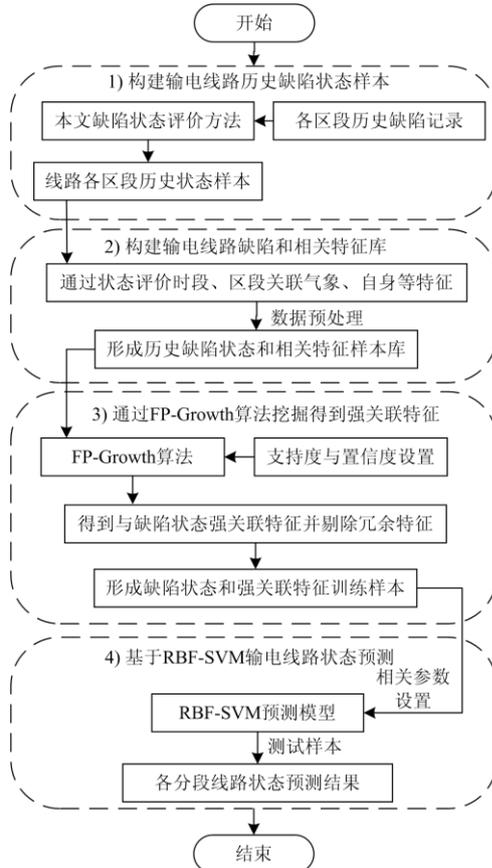


图 1 输电线路缺陷状态关联因素分析及预测流程图

Fig. 1 Flowchart of analysis and prediction of defect state related factors of transmission line

4 算例分析

为了验证本文方法的有效性, 以某地区多条架空输电线路从 2018 年 8 月至 2018 年 10 月的多源数据作为数据支持进行算例分析。以每个线路区段每周的数据为一个统计单位, 得到 2 290 条有效线路区段数据。

首先对所有收集到的数据进行数据提取与预处理, 并按照 2.1 节和 2.2 节的方法步骤, 评价得到该输电线路各分段线路的总体缺陷状态, 部分区段的状态结果对比如表 4 所示。由表中可以看出: T5 和 T20 两区段通过导则评价的状态和本文方法评价得到的状态均为一般状态; 通过导则得到的两区段状态分值基本一致, 而本文方法由于考虑了各单元缺

陷的比例情况进而体现了状态的差异化。

1) 输电线路缺陷特征因素关联分析

对气象数据进行离散化, 最后建立含缺陷状态与前述表 2 中特征的关联规则挖掘库。选取上述挖掘库进行关联规则挖掘, 其中每个样本即为待挖掘数据集中的一条事务, 使用前述 FP-Growth 算法进行关联规则挖掘。进行挖掘前, 需要设定合适的最小支持度, 其设定值关系到挖掘得到的关联规则是否具有实际意义和应用效果。选择最小支持度有多种方法, 对本文事务数据库, 参考文献[28]采用以项集平均支持度为基准, 在支持度标准偏差允许的范围内, 通过若干次最小值支持度阈值调整的方法, 选择能得到适中的频繁项集的结果。在本算例中最小支持度设定为 0.06, 对数据集进行挖掘并得到与缺陷状态具有强关联的规则, 并筛选出后项中各个状态置信度最高的规则, 如表 5 所示。

表 4 输电线路部分区段状态对比

Table 4 Status comparison of some sections of transmission line

区段	缺陷状态量	导则状态评分	本文评价方法
T5	左相小号侧玻璃绝缘子自爆 1 片	95.5	92.3
	下相挂点螺栓开口销缺失		
	上、中相金具出现轻微锈蚀		
	右相小号侧引流板发热 55.20 ℃ (温差 14.24 ℃)		
T20	任意一根拉线发生断股超过 20%, 或发生断线	95.7	94.5
	上相绝缘子锁紧销断裂、缺失、失效		

表 5 关联规则挖掘结果

Table 5 Association rule mining results

规则	前项	后项	支持度	置信度
1	降雨量、风速、季度(1 季度)、	缺陷状态: 正常	0.18	0.76
2	气温、风速、降雨量、所处地形	缺陷状态: 一般	0.10	0.82
	(林地)、特殊区段(树木速长区)			
3	雾霾、降雨量、电压等级(110 kV)	缺陷状态: 异常	0.07	0.72
	季度(3 季度)、特殊区段(重污区)			

从表 5 挖掘的结果可以得到与相应缺陷状态直接相关的各类特征。对于“一般”的缺陷状态, 直接与其相关的特征包含气象特征和时空量特征, 而与自身特征无直接关联关系, 其中气象特征上表现出与气温、风速、降雨量有关, 时空量特征上表现出与所处地形(林地)、特殊区段(树木速长区)有关。

对于“异常”缺陷状态, 则与气象特征、自身特征和时空量特征都有直接关联关系, 其中气象特征上包括雾霾、降雨量, 自身特征主要为电压等级

(110 kV), 时空两特征上包括当前季度(3 季度)、特殊区段(重污区)。说明“异常”缺陷状态主要偏向于某些电压等级线路和特殊区段。针对不同地区的输电线路, 所得到的缺陷状态关联因素也可能是不一样的。此外, 规则中后项没有包含缺陷状态为危急的强规则, 说明了该缺陷状态具有较高的随机性, 没有典型的诱导因素。

2) 缺陷状态预测

本文基于 RBF 的 SVM 模型通过参数寻优最终得到 $c = 0.7071, \sigma = 4$ 。将上述剔除不相关因素后得到的各缺陷状态相关的特征: 气温、风速、雾霾、降雨量、当前季度、电压等级、特殊区段作为用于该输电线路缺陷状态预测的特征子集。将线路分段状态和上述通过关联规则挖掘得到的特征子集当前周的数据和相应的缺陷状态作为模型的输入, 后一周对应分段线路的缺陷状态作为模型的输出。取前 1 832 个数据样本作为训练集, 后 458 个数据样本作为测试集。

训练集和测试集各分段线路缺陷状态分布如表 6 所示。

表 6 输电线路缺陷状态预测样本数量

Table 6 Number of samples for predicting the defect state of transmission lines

样本类型	样本数量				总数
	正常	一般	异常	严重	
训练样本	1 055	464	240	73	1 832
测试样本	293	105	45	15	458

预测结果如表 7 所示。由表 6 可见, 最后总预测准确率为 92.57%, 其中错误预测的样本基本只偏差 1 个状态, 说明本文应用方法的有效性。从表中还可看出异常和严重缺陷状态的预测准确率较低, 是因为该部分原始样本数较少。在原始样本中, 正常和一般状态的缺陷样本数占总样本数的 83%, 其余样本占比较少, 这也符合输电线路缺陷发生的实际情况, 若能增加高缺陷状态的训练样本数量, 能在一定程度上提高该部分的预测准确率。

表 7 输电线路缺陷状态预测结果

Table 7 Prediction results of transmission line defect state

线路实际缺陷状态	预测样本总数				预测准确率/%	总预测准确率/%
	预测为正常	预测为一般	预测为异常	预测为严重		
	正常	280	12	1		
一般	19	94	2	0	89.52	
异常	1	6	38	0	84.44	
严重	0	0	3	12	80.00	

将本文基于关联规则的预测方法与使用相同 RBF-SVM 模型而未进行关联分析方法进行对比。如表 8 所示, 本文引入关联规则后的 RBF-SVM 模型在输电线路缺陷状态预测准确率上有一定的提高, 验证了本文方法的有效性。

表 8 缺陷状态预测结果方法对比

Table 8 Comparison of defect state prediction results methods

预测方法	预测准确率/%
基于关联规则预测方法	92.58
RBF-SVM	85.34

5 结论

本文基于输电网多源数据, 提出了基于关联规则挖掘的输电线路缺陷状态预测方法。主要的研究工作包括:

1) 基于输电网多源状态信息数据, 参考状态评估导则, 评价得到输电线路各区段的历史缺陷状态。其中基于历史缺陷与设备单元之间的关联记录, 对各设备单元进行变权来体现各线路段缺陷率的差异化。

2) 考虑多种可能反映线路缺陷状态变化的相关特征因素, 构建输电线路缺陷状态和特征的关联规则挖掘库, 利用 FP-Growth 算法对其进行挖掘, 并根据实际情况进行相应改进, 得到各类特征与缺陷状态之间的关联关系, 为重点维护提供依据。

3) 将得到的与缺陷状态具有强关联的特征子集作为预测参量, 用于 RBF-SVM 模型对线路状态的预测。以某地区架空输电线路为例, 建立输电线路历史缺陷状态, 预测得到输电线路各分段未来的缺陷状态, 为输电线路的运维工作提供重要的参考。

参考文献

- [1] BO Zhiqian, LIN Xiangning, WANG Qingping, et al. Developments of power system protection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 1-8. DOI: 10.1186/s41601-016-0012-2.
- [2] 黎炎, 李哲, 胡丹晖, 等. 基于雷达监测信号的输电线路安全预警系统[J]. 电测与仪表, 2019, 56(4): 70-74. LI Yan, LI Zhe, HU Danhui, et al. Transmission line safety early warning system based on radar monitoring signal[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(4): 70-74.
- [3] 戚银城, 江爱雪, 赵振兵, 等. 基于改进 SSD 模型的输电线路巡检图像金具检测方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 7-12. QI Yincheng, JIANG Aixue, ZHAO Zhenbing, et al. Fittings detection method in patrol images of transmission

- line based on improved SSD[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2019, 56(22): 7-12.
- [4] 曾志伟, 曾向君, 张福增, 等. 500 kV 核惠线合成绝缘子异常发热原因分析[J]. *南方电网技术*, 2018, 12(5): 51-55, 79.
ZENG Zhiwei, ZENG Xiangjun, ZHANG Fuzeng, et al. Cause analysis of the abnormal heating defect in composite insulators operated in 500 kV nuclear power plant-Huizhou transmission line[J]. *Southern Power System Technology*, 2018, 12(5): 51-55, 79.
- [5] 张旭, 翟登辉. 基于深度学习目标检测的电力设备锈蚀缺陷检测算法[J]. *供用电*, 2020, 37(12): 87-92.
ZHANG Xu, ZHAI Denghui. Corrosion defect detection algorithms for electric power equipment based on deep learning target detection[J]. *Distribution & Utilization*, 2020, 37(12): 87-92.
- [6] 余顺江, 王辰, 张璐, 等. 考虑直流极间切换运行特点的交直流混合配电网可靠性评估方法[J]. *供用电*, 2020, 37(10): 29-34.
YU Shunjiang, WANG Chen, ZHANG Lu, et al. Reliability evaluation method of AC/DC hybrid distribution network considering the operation characteristics of DC inter-polar switching[J]. *Distribution & Utilization*, 2020, 37(10): 29-34.
- [7] 张燕, 方瑞明. 基于油中溶解气体动态网络标志物模型的变压器缺陷预警与辨识[J]. *电工技术学报*, 2020, 35(9): 2032-2041.
ZHANG Yan, FANG Ruiming. Fault detection and identification of transformer based on dynamical network marker model of dissolved gas in oil[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2020, 35(9): 2032-2041.
- [8] 宋建成, 朱晶晶, 田慕琴, 等. 干式变压器 Nomex 绝缘气隙缺陷局部放电电特性[J]. *高电压技术*, 2018, 44(12): 4071-4082.
SONG Jiancheng, ZHU Jingjing, TIAN Muqin, et al. Partial discharge characteristics of cavity defect in Nomex insulation for dry type transformer[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(12): 4071-4082.
- [9] 严英杰, 盛戈皞, 陈玉峰, 等. 基于关联规则和主成分分析的输电线路状态评价关键参数体系构建[J]. *高电压技术*, 2015, 41(7): 2308-2314.
YAN Yingjie, SHENG Gehao, CHEN Yufeng, et al. Establishment of key parameter system for condition evaluation of transmission line based on association rules and principal component analysis[J]. *High Voltage Engineering*, 2015, 41(7): 2308-2314.
- [10] 刘晓伟, 涂洁, 张雪峰, 等. 输电线路全状态评价模型与方法研究[J]. *电测与仪表*, 2015, 52(12): 113-117.
LIU Xiaowei, TU Jie, ZHANG Xuefeng, et al. Research on evaluation model with full state and method of transmission line[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2015, 52(12): 113-117.
- [11] 邹仁华, 王毅超, 邓元婧, 等. 基于变权综合理论和模糊综合评价的多结果输出输电线路运行状态评价方法[J]. *高电压技术*, 2017, 43(4): 1289-1295.
ZOU Renhua, WANG Yichao, DENG Yuanjing, et al. Condition assessment method for transmission line with multiple outputs based on variable weight principle and fuzzy comprehensive evaluation[J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(4): 1289-1295.
- [12] 王建, 熊小伏, 梁允, 等. 地理气象相关的输电线路风险差异评价方法及指标[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(5): 1252-1259.
WANG Jian, XIONG Xiaofu, LIANG Yun, et al. Geographical and meteorological factor related transmission line risk difference assessment: method and indexes[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(5): 1252-1259.
- [13] 李隆基, 文清丰, 周文涛, 等. 基于大数据的输电线路通道智能风险预控技术研究[J]. *电测与仪表*, 2020, 57(6): 82-87.
LI Longji, WEN Qingfeng, ZHOU Wentao, et al. Research on intelligent risk pre-control technology of transmission line channel based on large data[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2020, 57(6): 82-87.
- [14] 屈子程, 高亮, 康保林, 等. 基于多源数据的电力系统故障全信息诊断模型[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(22): 59-66.
QU Zicheng, GAO Liang, KANG Baolin, et al. A power system fault full information diagnosis model based on multi-source data[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(22): 59-66.
- [15] 庄文兵, 祁创, 王建. 基于微气象监测的输电线路覆冰动态过程估计模型[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(14): 87-94.
ZHUANG Wenbing, QI Chuang, WANG Jian. Dynamic ice process estimation model of transmission line based on micrometeorological monitoring[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(14): 87-94.
- [16] 国家电网公司. 架空输电线路状态评价导则: Q/GDW 1173—2014[S]. 北京: 中国电力出版社, 2014.
State Grid Corporation of China. Guide for condition evaluation of overhead transmission line: Q/GDW 1173—2014[S]. Beijing: China Electric Power Press, 2014.
- [17] 曾勇斌, 王星华, 彭显刚, 等. 输电线路缺陷风险建模及其预测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020,

- 48(10): 91-98.
ZENG Yongbin, WANG Xinghua, PENG Xiangang, et al. Research on risk modeling and forecasting method of transmission line defects[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(10): 91-98.
- [18] 吕朋蓬, 赵晋泉, 李端超, 等. 电网运行状态评价指标体系与综合评价方法[J]. 电网技术, 2015, 39(8): 2245-2252.
LÜ Pengpeng, ZHAO Jinquan, LI Duanchao, et al. An assessment index system, for power grid operation state and corresponding synthetic assessment method[J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2245-2252.
- [19] 邓红雷, 戴栋, 李述文. 基于层次分析-熵权组合的架空输电线路综合运行风险评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(1): 28-34.
DENG Honglei, DAI Dong, LI Shuwen. Comprehensive operation risk evaluation of overhead transmission line based on hierarchical analysis-entropy weight method[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(1): 28-34.
- [20] 刘育权, 郭媛君, 陆国俊, 等. 基于大数据的广州电网输电线路跳闸分析及相关因素关联性挖掘[J]. 南方电网技术, 2017, 11(4): 38-44.
LIU Yuquan, GUO Yuanjun, LU Guojun, et al. Transmission line tripping analysis and correlative factor mining for Guangzhou power grid based on big data[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(4): 38-44.
- [21] 黄绪勇, 沈志, 王昕. 云南电网输电线路鸟害故障风险评估方法[J]. 高压电器, 2020, 56(3): 156-163.
HUANG Xuyong, SHEN Zhi, WANG Xin. Risk assessment method of bird damages for Yunnan power grid transmission line[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(3): 156-163.
- [22] 陈嘉宁, 吴振杰, 王源涛, 等. 基于雷击灾害的输电网可靠性综合评估模型[J]. 高压电器, 2020, 56(2): 170-175, 182.
CHEN Jianing, WU Zhenjie, WANG Yuantao, et al. Lightning disaster-based comprehensive reliability assessment model for transmission grid[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(2): 170-175, 182.
- [23] 庄文兵, 章涵, 王建, 等. 新疆 750 kV 特高压输电线路沿线地形及大风特征时空分析[J]. 高压电器, 2019, 55(1): 190-196.
ZHUANG Wenbing, ZHANG Han, WANG Jian, et al. Temporal and spatial analysis of terrain and wind characteristics along 750 kV UHV transmission lines in Xinjiang[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1): 190-196.
- [24] 周强明, 姜盛波, 鲁鸿毅, 等. 基于 FP-growth 算法的大电网关键线路辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(4): 89-95.
ZHOU Qiangming, JIANG Shengbo, LU Hongyi, et al. Critical line identification method based on FP-growth algorithm for large power grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(4): 89-95.
- [25] 余乐安, 张有德. 基于关联规则赋权特征选择集成的信用分类研究[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(2): 366-372.
YU Le'an, ZHANG Youde. Weight-selected attribute bagging based on association rules for credit dataset classification[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2020, 40(2): 366-372.
- [26] 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.
- [27] 杨珮鑫, 张沛超. 基于多分类支持向量机的分布式发电系统并网保护[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(22): 110-116, 151.
YANG Peixin, ZHANG Peichao. Distributed generation system interconnection protection based on multi-class SVM[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(22): 110-116, 151.
- [28] 蔡红, 陈荣耀, 陈波. 关联规则挖掘最小支持度阈值设定的优化算法研究[J]. 微型电脑应用, 2011, 27(6): 33-36.
CAI Hong, CHEN Rongyao, CHEN Bo. Study on optimized method of minimum support for association rule mining[J]. Microcomputer Applications, 2011, 27(6): 33-36.

收稿日期: 2021-01-08; 修回日期: 2021-05-07

作者简介:

叶万余(1974—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 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: yewanyu2005@21cn.com

苏超(1985—), 男, 博士研究生, 高级工程师, 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: 83456151@qq.com

曾勇斌(1995—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为输电设备状态评估及机器学习方法的应用。E-mail: 841632852@qq.com

(编辑 葛艳娜)