

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.07.032

基于两层知识架构的电力设备差异化运维技术

彭红霞¹, 文艳², 王磊³, 闫冬¹, 王智杰¹, 徐珂¹,
李亚锦⁴, 于大洋⁴

(1. 国网山东省电力公司菏泽供电公司, 山东 菏泽 274000; 2. 国网山东省电力公司, 济南 250001; 3. 国网山东省电力公司寿光供电公司, 山东 寿光 262700; 4. 山东大学电气工程学院, 济南 250061)

摘要: 针对电力设备运维数据质量不高、信息隔离以及数据扭曲等信息问题, 提出两层知识库架构, 以不同类型缺陷率和因素之间相关系数、不同特征组合下的设备缺陷率作为知识表示, 采用模型统一、分块统计和动态排序算法, 构建运维知识生成数学模型, 通过运维样本的不断积累, 更新运维知识库中缺陷率和因素之间相关性和不同特征组合下的设备缺陷率, 根据排序结果形成重点运维清单, 提高现场运维缺陷识别的准确性。以电力公司运维缺陷数据为基础, 分析和验证了基于两层架构的知识生成方法的有效性和正确性, 可为设备运维决策提供理论依据。

关键词: 两层知识架构; 相关关系; 分块统计; 知识生成; 差异化运维

Differential Operating Maintenance Technology of Power Equipment Based on Two-layer Knowledge Architecture

PENG Hongxia¹, WEN Yan², WANG Lei³, YAN Dong¹, WANG Zhijie¹, XU Ke¹,
LI Yajin⁴, YU Dayang⁴

(1. Heze Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company, Shandong Heze 274000, China; 2. State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan 250001, China; 3. Shouguang Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company, Shandong Shouguang 262700, China; 4. Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: Aiming at the problems of low quality, information isolation and distortion of power equipment operation and maintenance data, a two-layer knowledge base architecture is proposed. A mathematical model for the knowledge generation of operation and maintenance and defect rate of equipment under different characteristic combinations are constructed by using model unification, block statistics and dynamic sorting algorithm, with the correlation coefficient between defect rate and factors as the knowledge representation. Through the continuous accumulation of operation and maintenance samples, defect rate of equipment under different characteristic combinations and the correlation between the defect rate and factors in the operation and maintenance knowledge base is updated, so as to improve the accuracy of defect diagnosis. Based on the defect data of power company operation and maintenance, the validity of the knowledge generation method based on two-layer architecture are analyzed and verified, which can provide theoretical basis for equipment operation and maintenance decision.

Key words: two-layer knowledge architecture; distance correlation; block statistics; knowledge generated; differential operating maintenance

0 引言

电力物联网技术的发展提高了电网各个环节

信息感知的深度和广度^[1-2], 数据多源且异构。但存于云平台的数据由于数据采集和传输过程中存在数据丢失和错误, 数据质量不高。而本地数据由于

收稿日期: 2019-03-05; 修回日期: 2019-04-17

基金项目: 国网山东省电力公司科技项目(SGSDHZ00BDJS1800441)。

Project Supported by Science and Technology Project of State Grid Shandong Electric Power Company(SGSDHZ00BDJS1800441).

专业划分又分散于各业务应用系统,造成了数据信息的“隔离”。管理上的约束又导致数据由下向上传递过程中数据的扭曲。上述问题制约了人工智能技术^[3]在设备状态评价和故障诊断中的应用。

设备缺陷现场情况复杂多变,影响因素较多,目前多依赖于人员的知识和经验进行处理。而知识是基于事实归纳总结的一般规律,知识表示即将研究对象的语义信息表示为向量^[4]。基于知识表示的关系推理算法实现知识图谱(知识库)的构建^[5-6],目前也取得了一些应用^[7],如文[8-9]通过缺陷文本提取状态量构建缺陷知识库,提高缺陷检索的效率;文[10]提出了一种运行仿真数据的知识管理方法及预警应用;文[11]通过构建诊断知识库实现智能表的异常诊断;文[12]提出电网故障及保护知识表示方法并应用Petri进行逻辑推理实现故障诊断,降低了诊断算法的复杂性;文[13-14]通过统计故障率发现增长变化规律,提出设备重点运维建议。考虑因素特征量之间的关联关系,文[15]基于互信息发现监测数据潜在关联关系并应用于机械设备的异常检测。文[16]通过栅格长短时记忆网络分析变压器状态参数之间的关联关系修正预测模型参数;文[17]从利用关联规则确定状态量权重实现变压器状态的评估;文[18]从监控数据出发建立关联关系模型实现变电站风险的量化评估。上述研究为分析设备缺陷概率提供了思路。

文中通过分析设备运维缺陷样本之间存在的逻辑关系,利用不同特征组合下的设备缺陷率、设备缺陷率和缺陷因素之间的相关系数对缺陷样本数据之间的关系进行知识表示,并构建知识库,研究基于知识的电力设备缺陷分析方法,建立两层知识结构,一层以运维单位管理职能划分,为区域级分析,一层为云端的大数据和智能分析,通过分块计算和区域级缺陷率和相关系数汇总和修正,不断积累和更新缺陷分析知识库,根据标准化的相关系数对缺陷率和缺陷因素之间的相关关系以及不同特征组合下缺陷率进行排序,与缺陷率相关关系最高的因素组成缺陷预警指标,为电力设备运维决策提供依据。

1 两层知识库架构

运维知识是从包括 n 个特征因素的大量缺陷样本库 Q 中,利用不同特征组合下的设备缺陷率 $Y = \{Y_1, \dots, Y_p\}$ 、设备缺陷率 Y 和缺陷影响因素 X_1, \dots, X_m 之间相关关系的知识表示方法,构建知识

库。采用距离相关系数 $dcor^{[19]}$ 来度量两组变量之间任意类型的相关性。则运维知识库 D_r 的模型应为

$$D_r = \{[(dcor(Y_1, X_1), dcor(Y_2, X_2), \dots, dcor(Y_p, X_m))]_k Y\} \quad (1)$$

其中,

$$dcor(Y_j, X_i) = \frac{dcov(Y_j, X_i)}{\sqrt{dvar(X_i)dvar(Y_j)}} \quad (2)$$

式(1)、(2)中: p 表示不同特征组合的数量; m 表示 n 个特征因素中连续变量的数量; $dcov, dvar$ 分别表示距离协方差和协方差, $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, p$, $0 \leq dcor(Y_j, X_i) \leq 1$ 。

以运维单位管理职能划分的区域级分析层根据区域内运维发现的缺陷信息样本计算不同缺陷率和特征因素之间的相关系数以及不同特征组合下的设备缺陷率,形成知识模型 D_{r_1} ,并将计算结果汇总上传至云端智能分析层。云端智能分析层分块统计 k 个区域级上传的缺陷-因素的相关关系、缺陷率,考虑各区域级相关系数的权重 w_k ,计算缺陷-因素的相关关系和不同特征组合下缺陷率,并动态排序,形成云端智能分析层运维知识库 D_r , D_r 中计算所得的缺陷-因素的相关关系和不同特征组合下缺陷率可自动更新至区域级分析层的知识模型 D_{r_1} 。两层知识架构见图1。

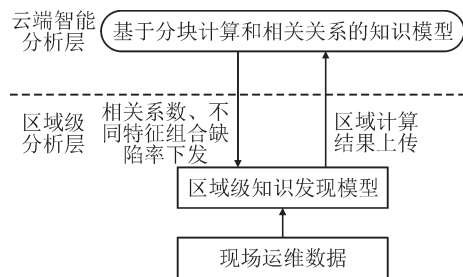


图1 两层知识库架构图

Fig. 1 Two-layer knowledge architecture diagram

2 样本信息结构及知识表示

信息模型的建立关键在于数据特征量的划分和关联关系的发现即知识的表示。但由于运维数据质量不高、信息隔离以及数据扭曲造成各级运维决策人员掌握的信息不完全。由于不完全信息导致运维决策所需的特征量和信息模型结构存在不确定问题。在不完全信息情况下,提出两层知识架构,各区域级根据历史缺陷样本建立数据结构,云端智能分析层通过统计构建基于不完全信息的信息模型,通过区域级与云端智能分析层的交互,获取不同特征组合下的缺陷率以及缺陷率和特征因素之间的相关关系,分块统计,不断更新各区域

不同设备缺陷类型出现的概率,修正由于样本信息的不完全造成的知识偏差。

文中在梳理大量历史运维信息样本数据的基础上,建立信息模型结构,具体见表1。

表1 信息模型结构

序号	特征量
1	站/线路
2	设备类型
3	缺陷部位
4	生产厂家
5	设备型号
6	投运年限
7	缺陷类型
8	缺陷严重程度
9	温湿度
10	气象
11	季节
12	检测数据

知识表示可提取研究对象语义中的关键信息和之间的关联关系。在上述信息结构模型中,各个特征量即为知识表示学习所获得的结构化表达,基于不同特征量之间的组合可进一步转化成为知识^[5]。如信息模型中,综合考虑设备的生产厂家、设备类型可形成设备的共性问题 and 家族性缺陷分析的知识表示。缺陷的严重程度能够给不同的缺陷样本提供客观的区分度,考虑季节有助于分析运维周期和运维事项。

文中知识表示主要是在缺陷样本中计算出缺陷率和其他连续特征量之间的相关关系以及不同特征组合下缺陷率。目前针对随机变量相关性的度量方法包括 Pearson 相关系数、最大信息系数^[19]和互信息^[15]等,在分析文中涉及的数据特征和数据量基础上,针对连续性特征因素如温湿度、检测数据,采用距离相关系数 $dcor$ ^[20]来度量设备缺陷率 Y 和 (X_1, \dots, X_m) 任意两组变量之间的相关性。针对非连续性因素如厂家、缺陷类型,通过不同特征因素组合下的缺陷率来表示知识,缺陷率通过不同特征组合下出现的频率/数据总量来计算。

3 基于两层架构的知识生成算法

文中采用区域级分析层和云端智能分析层的两层架构知识生成算法,两层知识模型采用模型统

一,缺陷率和因素之间相关系数、不同特征组合下的设备缺陷率分块统计的架构。具体实现流程为:

1)基于缺陷率和其他特征量之间的相关关系、不同特征组合下的设备缺陷率的知识表示方法,计算区域内缺陷样本数据的缺陷率 $Y = \{Y_1, \dots, Y_p\}$ 以及缺陷率和特征因素之间的相关系数 $dcor(Y_j, X_i)$ 。

2)对 $dcor(Y_j, X_i)$ 采用相关关系排序方法将一组无序的序列调整成有序的序列,进而得到因素与故障率间相关性强弱的排列序列,并形成区域级分析层知识库 D_{rk} 。

3)将 D_{rk} 数据上传至云端智能分析层。云端智能分析层汇总 k 个区域级上传的缺陷—因素的相关关系、不同特征组合下的设备缺陷率,考虑各区域级相关系数的权重 w_k ,计算缺陷—因素的相关关系和不同特征组合下的设备缺陷率,即为 $\sum D_{rk} \times w_k$ 。

4)将量化因素与故障间的相关关系所得到的相关系数、不同特征组合下的设备缺陷率从大到小依次排列,形成云端智能分析层运维知识库 D_r ,可表示为

$$D_r = \sum D_{rk} \times w_k = \{(dcor_1 \times w_1 + \dots + dcor_1 \times w_k, \dots + dcor_{mp} \times w_1 + \dots + dcor_{mp} \times w_k), (Y_1 \times w_1 + \dots + Y_1 \times w_k, \dots, Y_p \times w_1 + \dots + Y_p \times w_k)\} \quad (3)$$

式(3)中, $dcor_{mp} = dcor(Y_p, X_m)$; p 表示不同特征组合的数量; m 表示 n 个特征因素中连续变量的数量。

随着样本数据的积累,相关系数的排序相应改变。 D_r 中计算所得的缺陷—因素的相关关系和不同特征组合下的设备缺陷率可自动更新至区域级分析层的知识模型 D_{rk} ,根据 D_{rk} 中与缺陷率相关关系最大的因素,为现场运维提供巡视排查清单。具体实现流程见图2。

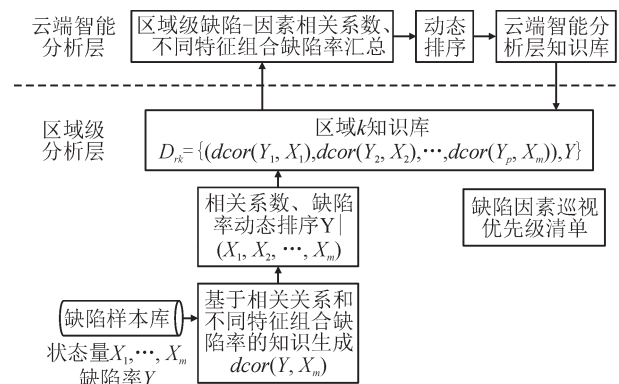


图2 基于两层架构的知识生成算法

Fig. 2 Knowledge generation algorithm based on two-layer architecture

4 算例

4.1 样本信息及相关性计算

针对某地区电力公司年度带电检测和运维缺陷数据进行分析,其中以避雷器受潮缺陷为例,统计避雷器设备每月受潮缺陷率和关联特征量,特征量采用月度平均值,将季节特征量转换成降水量,某区域样本数据见表2。

表2 避雷器月度受潮故障率及温湿度信息

Table 2 Surge arrester monthly moisture failure rate and temperature and humidity information

月份	故障率/%	月平均温度/°C	月平均降水量/mm
1	0.121	4.5	72
2	0.126	6.5	85
3	0.387	10.0	125
4	0.420	16.5	127
5	0.183	21.0	157
6	0.438	25.0	211
7	0.417	29.0	147
8	0.183	29.0	148
9	0.240	24.5	150
10	0.146	19.0	78
11	0.089	13.0	61
12	0.087	7.0	51

计算故障率和温湿度的相关关系大小见图3。关联关系知识库为

$$D_r = \{(dcor(\text{故障率}, \text{温度}), 0.39), (dcor(\text{故障率}, \text{降水量}), 0.57)\} \quad (4)$$

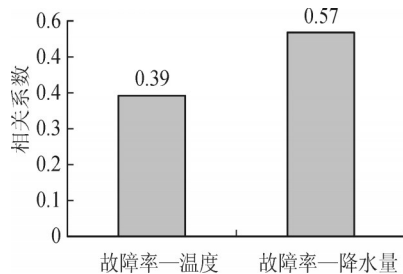


图3 相关系数大小计算
Fig. 3 Correlation coefficient

不同区域级相关系数的权重 w_k 通过不同区域设备数量占统计的总设备数量比例进行分配。不同区域的避雷器受潮故障率及温湿度相关系数及权重信息见表3。根据动态排序结果,得到综合的缺陷与因素的相关关系知识库 D_r 为

$$D_r = \{(dcor(\text{故障率}, \text{降水量}), 0.547), (dcor(\text{故障率}, \text{温度}), 0.347)\} \quad (5)$$

表3 不同区域相关关系及权重信息

Table 3 Correlation and weight information of different regions

区域	故障率-温度 相关系数	故障率-降水量 相关系数	权重
区域1	0.230	0.490	0.1
区域2	0.390	0.570	0.6
区域3	0.300	0.520	0.3
综合	0.347	0.547	—

在样本数据中统计设备类型、缺陷部位、厂家和缺陷类型,分析4类不同特征量组合出现的概率即缺陷率,通过不同特征组合下出现的频率/数据总量来计算,结果见表4。

表4 同类型设备不同厂家缺陷率

Table 4 The same type of equipment different manufacturers defect rate

序号	特征量	缺陷率/%
1	断路器,柱头,发热(厂家A)	5.9
2	变压器,线夹,发热(厂家A)	1.1
3	隔离开关,柱头,发热(厂家A)	4.3
4	断路器,柱头,发热(厂家B)	3.0
5	变压器,线夹,发热(厂家B)	0.9
6	隔离开关,柱头,发热(厂家B)	1.4
7	断路器,柱头,发热(厂家C)	1.0
8	变压器,线夹,发热(厂家C)	0.7
9	隔离开关,柱头,发热(厂家C)	1.1

4.2 基于知识的缺陷分析

由表2、3的数据可知,利用相关性分析,发现降水量与避雷器受潮缺陷率之间的关系,当降水量增大时,对应到天气即为雷雨季节,避雷器受潮缺陷易发生。

由表4的数据可知,同类型设备不同厂家计算的缺陷率即为缺陷和特征之间知识的表达,通过同类型设备不同厂家缺陷率计算结果的动态排序,得到缺陷率最大的厂家和设备类型,由表4可知,厂家A所生产的变压器线夹发热缺陷率最高。

5 应用案例

5.1 绝缘子表面污秽发热缺陷识别

汇总某地区避雷器缺陷样本数据,包括设备类型、缺陷部位、厂家、型号、投运年限、缺陷类型、缺

陷严重程度、温湿度、季节信息,统计月度绝缘子发热缺陷率,其中季节特征量转换成风速。基于距离相关性分析计算缺陷率和其他特征量之间的相关系数,得到绝缘子发热缺陷率和月平均风速相关系数最高,为0.6。由此可知,当风速较低时,绝缘子发热缺陷率高。尤其冬季,风速较低,雾霾严重造成绝缘子表面污秽,进而引起电压致热型发热缺陷。

因此针对站内的绝缘子,在冬季期间缩短带电清扫周期。

5.2 35 kV 隔离开关触指家族性缺陷识别

汇总多个运维单位红外检测缺陷样本,基于不同运维单位的缺陷样本数据计算35 kV 隔离开关、触指、厂家和发热缺陷类型4类不同特征量组合出现的缺陷率,分别为

$$D_{r_1} = \{(\text{厂家 A 缺陷率}, 0.46\%), (\text{厂家 B 缺陷率}, 0.65\%), (\text{厂家 C 缺陷率}, 0.22\%)\} \quad (6)$$

$$D_{r_2} = \{(\text{厂家 A 缺陷率}, 0.43\%), (\text{厂家 B 缺陷率}, 1.51\%), (\text{厂家 C 缺陷率}, 0.49\%)\} \quad (7)$$

$$D_{r_3} = \{(\text{厂家 A 缺陷率}, 0.54\%), (\text{厂家 B 缺陷率}, 1.73\%), (\text{厂家 C 缺陷率}, 0.86\%)\} \quad (8)$$

根据不同运维单位权重 $w_k = \{0.1, 0.05, 0.4\}$ 进一步计算,结合动态排序,得到综合的缺陷与因素的知识库 D_r ,即为

$$D_r = \{(\text{厂家 B 缺陷率}, 1.51\%), (\text{厂家 C 缺陷率}, 0.61\%), (\text{厂家 A 缺陷率}, 0.47\%)\} \quad (9)$$

通过 D_r 知识库中不同厂家缺陷率的比较,发现厂家 B 生产的 35 kV 户外隔离开关的触指发热缺陷率最高,疑似家族性缺陷。因此针对该厂家同型号和同批次出厂的 35 kV 户外隔离开关触指进行统一排查,集中整改。

6 结语

建立了两层架构的知识生成模型,以缺陷率和因素之间相关系数作为知识表示,采用模型统一、分块统计和动态排序算法,构建运维知识库。随着电力设备运维缺陷样本的积累,算法处理的样本数据不断增加,相关关系排序相应动态改变,运维知识不断更新。通过实际运维缺陷数据对知识模型进行仿真计算,获取不同季节下设备发生缺陷的概率和疑似家族性缺陷的运维知识,验证了文中所提方法的有效性和正确性。该方法可应用到地市区域级和云端智能分析层如省级两级电力设备运维的分析决策中,指导现场开展设备的差异化运维,

提升运维效率和经济性。

参考文献:

- [1] 王思齐. 基于物联网的智能电网监控系统研究[J]. 电源技术, 2018, 42(1):125-127.
WANG Siqi. Research on smart grid monitoring system based on internet of things[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2018, 42(1):125-127.
- [2] 吕军, 栾文鹏, 刘日亮, 等. 基于全面感知和软件定义的配电物联网体系架构[J]. 电网技术, 2018, 42(10):3108-3115.
LYU Jun, LUAN Wenpeng, LIU Riliang, et al. Architecture of distribution internet of things based on widespread sensing & software defined technology[J]. Power System Technology, 2018, 42(10):3108-3115.
- [3] 戴彦, 王刘旺, 李媛, 等. 新一代人工智能在智能电网中的应用研究综述[J]. 电力建设, 2018, 39(10): 1-11.
DAI Yan, WANG Liuwang, LI Yuan, et al. A brief survey on applications of new generation artificial intelligence in smart grids[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(10):1-11.
- [4] 刘知远, 孙茂松, 林衍凯, 等. 知识表示学习研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(2):247-261.
LIU Zhiyuan, SUN Maosong, LIN Yankai, et al. Knowledge representation learning: A review[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(2): 247-261.
- [5] 刘峤, 韩明皓, 杨晓慧, 等. 基于表示学习和语义要素感知的关系推理算法[J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(8): 1682-1692.
LIU Qiao, HAN Minghao, YANG Xiaohui, et al. Representation learning based relational inference algorithm with semantical aspect awareness[J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54(8): 1682-1692.
- [6] 王耀辉, 李越阳. 电网隐性知识的概念图构建方法[J]. 电测与仪表, 2013, 50(10):10-13.
WANG Yaohui, LI Yueyang. Construction method for the concept maps of power grid tacit-knowledge[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(10):10-13.
- [7] 徐增林, 盛泳潘, 贺丽荣, 等. 知识图谱技术综述[J]. 电子科技大学学报, 2016, 45(4):589-606.
XU Zenglin, SHENG Yongpan, HE Lirong, et al. Review on knowledge graph techniques[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(4): 589-606.
- [8] 刘梓权, 王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14):158-164.
LIU Ziquan, WANG Huifang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14):158-164.

- [9] 张延旭,胡春潮,黄曙,等.基于Apriori算法的二次设备缺陷数据挖掘与分析方法[J].电力系统自动化,2017,41(19):147-151.
ZHANG Yanxu, HU Chunchao, HUANG Shu, et al. Apriori algorithm based data mining and analysis method for secondary device defects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19):147-151.
- [10] 黄天恩,孙宏斌,郭庆来,等.基于电网运行仿真大数据的知识管理和超前安全预警[J].电网技术,2015,39(11):3080-3087.
HUANG Tian'en, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Knowledge management and security early warning based on big simulation data in power grid operation[J]. Power System Technology, 2015, 39(11):3080-3087.
- [11] 王新刚,祝恩国,朱彬若,等.基于“多表合一”系统的智能表异常诊断及处理方法研究[J].电测与仪表,2018,55(2):86-91.
WANG Xingang, ZHU Enguo, ZHU Binruo, et al. Study on abnormality diagnosis and treatment method of smart meters based on multiple metering system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(2):86-91.
- [12] 王磊,陈青,高湛军.输电网故障诊断的知识表示方法及其应用[J].中国电机工程学报,2012,32(4):85-92.
WANG Lei CHEN Qing GAO Zhanjun. Representation and application of fault diagnosis knowledge in power transmission grids[J]. Proceeding of the CSEE, 2012, 32(4): 85-92.
- [13] 张欣,李高扬,黄荣辉,等.不同运行年限的GIS缺陷率统计分析 with 运维建议[J].高压电器,2016,52(3):184-188.
ZHANG Xin, LI Gaoyang, HUANG Ronghui, et al. Statistical analysis of defects and maintenance advice for gis in different operating years above 110 kV[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(3):184-188.
- [14] 程建登,吴斌,毛文俊,等.特高压换流站故障统计与反措[J].高压电器,2018,54(12):292-304.
CHENG Jiandeng, WU Bin, MAO Wenjun, et al. Failure statistics and countermeasures of UHVDC converter stations [J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(12):292-304.
- [15] 曾令男,丁建伟,赵炯,等.基于互信息的复杂装备高维状态监测数据相关性发现与建模[J].计算机集成制造系统,2013,19(12):3018-3025.
ZENG Lingnan, DING Jianwei, ZHAO Jiong, et al. Detecting and modeling for associations between high-dimension condition monitoring data of complex equipment based on mutual information[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(12): 3018-3025.
- [16] 代杰杰,宋辉,盛戈皞,等.考虑复杂关联关系深度挖掘的变压器状态参量预测方法[J].中国电机工程学报,2019,39(2):621-628.
DAI Jiejie, SONG Hui, SHENG Gehao, et al. A prediction method for power transformers state parameters based on deep association relation mining[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(2): 621-628.
- [17] 谢荣斌,张登,林福昌,等.基于关联规则与变权重的变压器状态评估方法[J].高压电器,2014,50(1):133-135.
XIE Rongbin, ZHANG Deng, LIN Fuchang, et al. Transformer condition assessment using association rules and variable weight[J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(1): 133-135.
- [18] 徐祥海,杨翮,时锐,等.一种基于输变电设备集中监控信息的试运行变电站风险评估方法[J].高压电器,2018,54(4):245-249.
XU Xianghai, YANG Xuan, SHI Rui, et al. Risk assessment method of substation in trial stage based on centralized monitoring of transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(4):245-249.
- [19] SZÉKELY G J, RIZZO M L, BAKIROV N K. Measuring and testing dependence by correlation of distances[J]. Annals of Statistics, 2007, 35(6):2769-2794.
- [20] RESHEF D N, RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al. Detecting novel associations in large data sets[J]. Science, 2011, 334(60-62):1518-1524.
- 彭红霞(1977—),女,本科,高级工程师,主要从事变电运维检修研究工作。
- 文艳(1975—),女,硕士,高级工程师,主要从事电力系统及其自动化方面的研究。
- 于大洋(1979—),男,工学博士,副教授,研究方向为电力系统建模与优化。