

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2022.03.012

发电机组非计划停机事件的贝叶斯网络分析

Bayesian network analysis of unplanned shutdown of generating units

马栋梁¹, 陈辉², 朱延海³, 蒋园¹

MA Dongliang¹, CHEN Hui², ZHU Yanhai³, JIANG Yuan¹

(1.河北金融学院 信息工程与计算机学院, 河北 保定 071051; 2.淮北申能发电有限公司, 安徽 淮北 235066;
3.国能陈家港发电有限公司 生产技术部, 江苏 盐城, 224631)
(1.School of Information Engineering and Computer Science, Hebei Finance University, Baoding 071051, China;
2.Huaibei Shenergy Power Generation Company Limited, Huaibei 235066, China; 3.China Energy Chenjiagang
Power Generation Company Limited, Production Technology Department, Yancheng 224631, China)

摘要:为保障发电机组安全稳定运行,需要对机组产生故障的原因进行深入分析。利用发电厂非计划停机事件的分析报告,对非计划停机事件的影响因素进行归纳总结,最终形成预测电厂非计划停机的贝叶斯网络图。通过发电厂非计划停机的贝叶斯网络分析,对各种影响因素对于非计划停机的影响程度进行因果推断分析。结果表明,当对设备老化评估不足时,由于设备发生故障而导致停机事件发生的概率会大幅提升。当设备长期处于恶劣环境中时,老化故障的概率会迅速增大。通过贝叶斯网络分析,明确各种影响因素对非计划停机事件的影响概率情况,为发电企业的能源大数据分析提供参考,提高机组设备安全运行的可靠性。

关键词:非计划停机;发电机组;贝叶斯网络;因果推断;能源大数据

中图分类号:TK 01 **文献标志码:**A **文章编号:**2097-0706(2022)03-0077-06

Abstract: To ensure the safe and stable operation of generator sets, it is necessary to analyze the causes of their failures intensively. Based on the analysis report on unplanned shutdowns of a power plant, the influencing factors of the unplanned outage events are summarized, and the Bayesian network diagram for predicting the unplanned outages is made. According to Bayesian network analysis on the unplanned shutdowns of the power plant, the causal inference analysis on the impacts of various factors on unplanned shutdowns is carried out. The results show that when the aging status evaluation of equipment is insufficient, the probability of outage events caused by equipment failure will be significantly increased. Placing equipment in an unfavorable environment for a long time will boost the probability of aging faults. Through Bayesian network analysis, the impact probabilities of various influencing factors on unplanned outage events are clarified, which provides reference for energy big data analysis of power generation enterprises and will improve the operation reliability and safety of units.

Keywords: unplanned shutdown; generator set; Bayesian network; causal inference; energy big data

0 引言

随着各种发电机组的发电参数日益提高,发电系统的运行设备也更加复杂,对机组运行和检修维护人员的要求也就更高。在发电厂正常运行的过程中,系统中的任何一个部位出现异常,均可能影响发电机组的正常运行。发电机组非计划停机事件,是指发电机组由于各种内部或外部的原因,导

致机组不能正常持续对电网输出电功率负荷,而被迫停止运行的事件。非计划停机事件的发生,对发电厂的安全稳定和经济效益均会造成不同程度的负面影响,因此各个发电企业均将非计划停机事件作为衡量机组安全健康运行的关键指标之一。而导致机组非计划停机事件的因素多种多样,其中很大一部分是因为机组发生故障而造成发电设备的可靠性降低。针对发电机组发生非计划停机事件的故障特点,夏克晃等^[1]对发电厂发生的148起热控系统故障进行了整理和分类。张学延等^[2]针对因为检修失误而造成的大型汽轮发电机组的故障案例进行了经验总结与分析。于彦宝等^[3]针对汽轮发

收稿日期:2021-08-03;修回日期:2021-10-15

基金项目:河北省教育厅高等学校科学技术研究项目(Z2020112);河北金融学院金融创新与风险管理研究中心开放基金(JDKF2021014)

电机组液压油系统典型故障案例进行了分析,并给出了相应的处理措施。杨勤等^[4]介绍了相似性原理建模技术,并通过该技术对发电设备故障状态预警系统和状态检修进行了分析。李建锋等^[5-7]对 920 次火电机组非计划停运事件和持续时间进行了统计和分析。而大数据和机器学习等计算分析技术不断成熟^[8-11],已经开始逐渐在智慧电厂及在线故障诊断等方面发挥越来越重要的作用。得益于大数据分析在发电系统中应用的逐渐深入,通过众多发电机组非计划停机事件数据,可以对导致发电厂非计划停机事件的数据因素特征进行更加深入抽象的提取和分析,进而探究影响发电机组非计划停机事件中更加本质的影响因素特征。而在众多机器学习算法中,贝叶斯网络是有向无环的网络分析图,可以用来描述不确定性事件中的各种影响因素的依赖作用关系,适合进行事件因果关系的推理和分析,特别是整合来自不同方面的资料以分析复杂事件现象产生的原因。贝叶斯网络目前已经被广泛应用于能源、交通、金融等各种事件安全分析领域^[12-15]。在能源领域,已经有学者应用贝叶斯网络算法对光伏发电等电力系统的可靠性进行相关研究和分析^[16-17]。但目前由于发电系统设备所涉及的各种系统故障状态复杂而多变,运用贝叶斯网络算法对其进行相对更为抽象概况的非停事件原因分析方面的研究目前仍然相对较少。因此,本文利用近年来各种原因造成的非计划停机事件的分析报告数据资料,对其进行抽象概况和整理之后,通过贝叶斯网络分析方法,对影响发电机组非计划停机事件的原因进行推理和预测分析,以便采取措施提高发电机组正常运行的可靠性。

1 数据来源

1.1 变量划分

本文以部分发电厂 2000—2020 年火力发电机组发生的停机事件分析报告为研究对象,选取 520 次非计划停机跳闸事件,总结提炼其中影响火力发电机组非计划停机事件的影响因素特征,并利用贝叶斯网络对影响发电厂非计划停机事件的特征进行分析。

按照影响因素将影响火电机组非计划停机的主要因素划分为外部因素、人为因素、设备因素和逻辑因素,再将这 4 种影响因素进一步划分为 17 个变量因素,具体划分情况见表 1。在对火电机组非计划停机事件进行贝叶斯网络分析之前,首先逐次分析每次跳闸事件发生时,表 1 中的影响因素在该次事件发生过程中是否出现。如某一影响因素在

该次事件中存在,则取值为 1,反之则取值为 0。外部环境恶劣包括雷电暴雨天气、大风天气、气候潮湿、外部网频波动、外部施工及外部周边环境设备改造等具体情况;基建安装工艺差指在该发电机组基建安装过程中存在原始缺陷,如焊缝工艺差、施工电缆未固定、设备热处理工艺步骤缺失、管道安装存在热应力、设备膨胀间隙不足、未使用密封胶密封等;结构设计不合理指系统设备在图纸设计规划时因未考虑实际情况的影响而存在缺陷;煤质变化指燃煤的灰分、湿度、热值、硬度、粒径等发生显著变化等。

表 1 非计划停机事件主要影响因素变量划分

Table 1 Main influencing factors of unplanned shutdown

因素	变量	发生次数	取值	百分比/%
外部因素	外部环境恶劣	115	1	22.12
	基建安装工艺差	139	1	26.73
	结构设计不合理	95	1	18.27
	煤质变化	24	1	4.62
人为因素	管理不到位	386	1	74.23
	检修不当	407	1	78.27
	运行操作不当	185	1	35.58
	老化评估不足	76	1	14.62
	风险评估不足	330	1	63.46
设备因素	产品质量差	300	1	57.69
	冗余设备失效	48	1	9.23
	设备故障	410	1	78.85
	参数异常	183	1	35.19
逻辑因素	保护逻辑不完善	96	1	18.46
	自动调节不完善	39	1	7.50
	报警不完善	77	1	14.81
	保护信号误发	81	1	15.58

1.2 非计划停机事件的特点

将停机事件分别按照停机发生的月份、已投产运行年限分别进行统计,得到非计划停机的时间特征如图 1 及图 2 所示。

由图 1 可见,7 月发生非计划停运事件的次数最

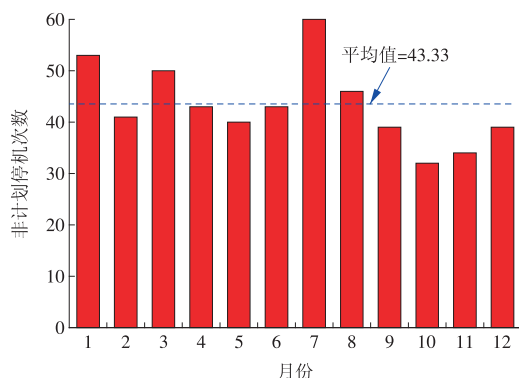


图 1 非计划停机月份分布

Fig. 1 Month distribution of unplanned shutdowns

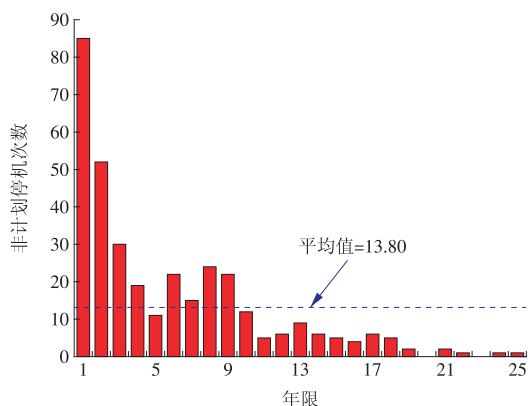


图2 非计划停机发生次数与机组投产运行年限

Fig. 2 Times of the unplanned shutdowns and service life of units

多,其次是1月,超过平均停机次数的月份还有3月和8月。这是因为7月国内气候最为炎热潮湿,同时伴有较频繁的雷雨天气,而炎热的温度环境和雷雨、雷电等气候现象均会对火电机组的正常运行造成较大影响。而1月气候寒冷,仪表管路非常容易冻结、冻裂。由此可见,机组非计划停机事件的发生与自然气候环境变化的影响是密切相关的。

由图2可见,在机组刚投产的第1年,发生非计划停机事件的次数最多,随后几年逐年下降。这是因为机组在最初投产运行时,运行维护人员对于机组设备特性和运行特性还不够熟悉。而随着机组逐年经过运行检验之后,一些比较复杂特殊的工况或者潜在的设备缺陷会逐渐暴露出来。而当这些设备固有的缺陷被消除,并且机组运行维护人员对设备运行特性比较熟悉之后,就会使机组发生非计划停机事件的次数逐渐降低。但是随着机组运行时间进一步增长,机组发生非计划停机事件的次数又有所反弹。尤其是在机组运行了6~8年时,机组发生非计划停机事件的次数反弹较为明显。这说明在机组运行6~8年后,部分机组设备的可靠性开始降低,通常表现为设备电子元器件老化。尤其是当设备长期处于高温、潮湿、腐蚀、多尘等较为恶劣的工作环境中时,发生老化而产生故障的概率会迅速升高。

2 贝叶斯网络模型

贝叶斯网络模型是一种典型的机器学习算法模型,基于后验概率的贝叶斯定理,是一种概率图论的模型,用条件概率表达各个信息要素之间的相互作用关系。贝叶斯定理^[18]的计算公式如下

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)}, \quad (1)$$

式中: C 和 X 分别表示存在条件依赖关系的不同事件,通过统计停机事件的数据计算在某种条件状态

X 下的事件 C 发生的概率;使 $P(X|C_i)$ 最大的假设 C_i 称为最大似然假设,其计算公式为

$$P(X|C_i) = \prod_{k=1}^n P(x_k|C_i). \quad (2)$$

该公式为事件 C 在不同条件状态下的概率乘积形式的事件 X 发生的联合概率。贝叶斯网络由事件节点和连接节点组成。每个节点都带有定量概率信息。在贝叶斯网络中各个事件之间通过链条和箭头^[19]连接起来,用来表示各个因素之间的条件依赖作用关系。

3 计算结果

3.1 贝叶斯网络结构

利用已有的发电机组非计划停机事件分析报告,根据表1中17种影响非计划停机的因素,最终形成判断机组发生非计划停机事件的贝叶斯网络结构图。根据各种事件因素之间发生的因果关系,结合机组非计划停机事件数据训练得到的初始贝叶斯网络图,经过因果特征因素关系修正完善之后,最终得到火电机组非计划停机的贝叶斯网络结构,如图3所示。

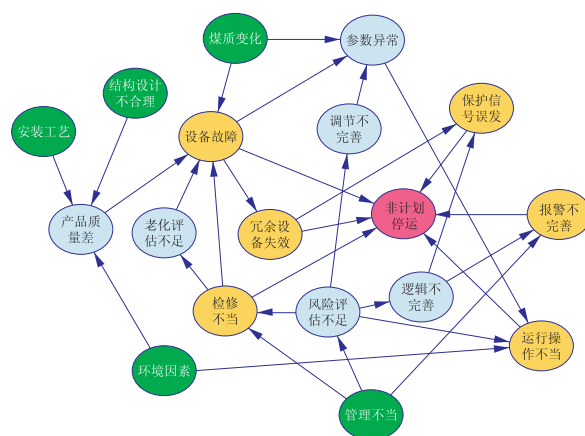


图3 非计划停机贝叶斯网络

Fig. 3 Bayesian network of unplanned shutdowns

图3中每个圆圈表示某一种事件发生的状态,不同事件状态通过方向箭头连接表示相互之间的作用关系。如果某2个事件因素之间存在因果关系,则在二者之间加一个箭头,箭头起始位置的参数表示事情发生的原因,箭头指向位置的参数表示事件发生的结果。如果没有箭头指向某参数,则表示该参数为整个事件分析中的外部因素变量,需要初始化该参数各种状态发生的概率值,在图中用绿色对外部变量进行填充表示。在非计划停机这一事件分析中,外部变量参数共有5个,分别为管理不当、环境因素、安装工艺、结构设计和煤质变化情况。而最终需要分析的事件结果,则为是否会发生

非计划停机,在图中用红色填充表示。在上述影响因素中,会直接导致非计划停机事件发生的因素包括设备故障、冗余设备失效、检修不当、保护信号误发、报警不完善和运行操作不当。这6个直接因素如果发生,会直接导致非计划停机事件的发生,在图中用黄色填充表示。而其余一些因素则介于直接因素和外部因素之间,属于影响非停事件发生的中间因素,在图中用浅蓝色填充表示。非计划停机事件贝叶斯网络结构图的形成,可以提炼出导致非停事件的抽象概念因素,进而对非计划停机事件进行较为直观的影响因素因果分析。

3.2 贝叶斯概率

利用非计划停机事件贝叶斯网络结构图,结合发生非计划停机事件的各种影响因素状态概率值,可以得到影响非计划停机事件的贝叶斯网络概率图,如图4所示。

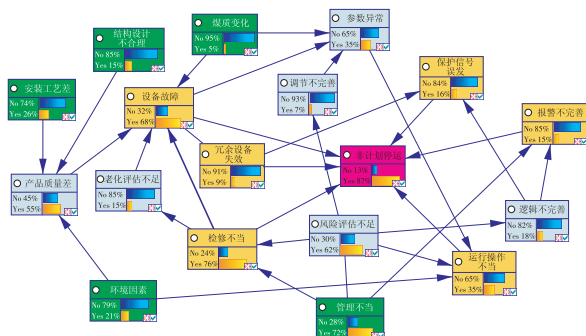


图4 非计划停机贝叶斯网络概率

Fig. 4 Bayesian network probability distribution of unplanned shutdowns

图4表明了每种影响因素是否会发生的概率情况。为了对事件进行简化分析,所有的影响因素判定状态条件均只有 Yes 和 No 2 种。当状态为 Yes 时,表明在某次非计划停机事件中,该影响因素的事件发生;当状态为 No 时,表明在某次非计划停机事件中,该影响因素的事件未发生。图中的数值表示某一事件状态参数会发生的可能性概率。该数值越接近1,表明该事件参数发生某种状态的可能性越大;反之,则该事件发生某种状态的可能性越小。而同一影响因素事件状态为 Yes 和状态为 No 的概率值之和为1,即某种事件状态只能为 Yes 或 No 中的一种,而不可能是其他某种状态。由图4可见,影响非计划停机事件最为重要的事件因素为检修不当,当非计划停机事件发生时,有76%的概率可能是由于检修不当导致的。设备发生故障导致非计划停机的概率也非常高,达到68%。而当“检修不当”情况出现时,一方面可能由于风险措施没有执行到位而导致发生误操作,另一方面也有较大

概率导致设备出现人为原因的故障缺陷。检修不当和设备故障之间的连接线较粗,表明这两者之间的因果关系程度也更为密切。

3.3 检修因素的因果推理

利用贝叶斯网络概率图可以假定某一事件的状态为存在或不存在时,其他相关因素事件的发生概率变化情况。由于影响非计划停机事件发生概率最大的因素为“检修不当”,因此假设当“检修不当”这一事件因素发生的概率为0,即检修维护人员“检修不当”状态为 No 的概率为100%时,观察其他影响因素的各种状态概率变化情况,如图5所示。

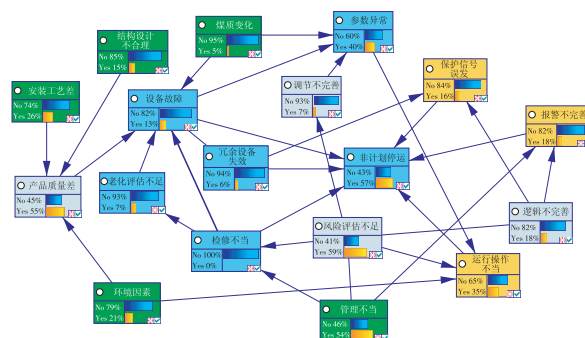


图5 检修不当的状态为 No 时发生非计划停机的后验概率

Fig. 5 Posterior probability of the unplanned shutdown without improper maintenance

在图5中,当“检修不当”为 No 的状态概率为100%时,即不存在检修不当的行为状态时,导致其他影响因素的概率变化情况,在图中用深蓝色表示。可见检修不当的状态概率发生变化之后,设备故障的概率随之发生了较大变化,从最初的68%降至18%,说明检修不当这一因素与设备是否发生故障的关系非常密切。同时,“老化评估不足”这一事件发生的概率从最初的15%降至7%，“冗余设备失效”这一事件发生的概率从最初的9%降至6%,而最终“非计划停机事件”发生的概率从最初的87%降至57%。说明检修工作会从各方面对发电厂非计划停机事件的发生造成非常大的影响,如果在日常工作中有效加强各方面的工作质量,就可以有效降低机组非计划停机事件发生的概率。

3.4 老化评估的因果推理

在机组的日常检修维护过程中,检修工作不仅需要当设备出现故障缺陷时被动地进行维修和维护。尤其是随着机组运行时间逐步变长,各种设备逐渐发生老化,如果不能对运行设备进行正常工作寿命的有效评估,则会发生设备老化状态评估不足的现象。现在假设当“老化评估不足”为 Yes 的状态发生概率为100%时,其他各影响因素的状态概率变化情况,如图6所示。

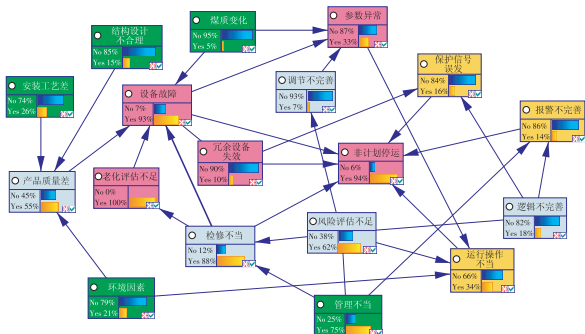


图6 老化评估不足的状态为Yes时发生非计划停机的后验概率

Fig. 6 Posterior probability of the unplanned shutdown with an insufficient aging status evaluation

在图6中,对老化评估不足的Yes状态直接设置为100%,用紫色表示老化评估不足和其导致的相关影响因素。可见当老化评估不足的状态一直存在时,设备发生故障的概率从68%升至93%,冗余设备失效的概率从9%升至10%,而非计划停机事件发生的概率则从87%升至94%。说明设备的老化状态评估对机组的设备故障和非计划停机事件的发生会造成较大影响。而且由图2可见,当机组运行时间达到6~8年时会因为设备老化评估的不足而导致非计划停机事件发生的次数出现明显反弹。而由于不同设备的正常运行寿命周期不同,随着机组运行时间分别达到13年和17年时,又会由于设备老化评估不足等原因而导致机组非计划停机事件发生次数再次增多。随着机组运行时间的增长和运维人员对机组运行各种状态特性的熟悉和了解,机组发生非计划停机事件次数的总体变化趋势是逐年降低的,而这也与运维人员对机组设备的寿命状态更加熟悉密切相关。

4 结论

利用2000—2020年发生的520次发电厂非计划停机事件分析报告资料,对其进行影响发电机组非计划停机事件的因素数据进行汇总和归纳分析,最终形成了影响发电厂非计划停机事件的贝叶斯网络分析图。研究表明,当对于设备的老化评估不足时,由于设备故障而导致停机事件发生的概率会大幅提升。检修不当,则会从各个方面对机组发生非计划停机事件造成广泛而直接的影响。随着未来能源大数据技术的不断深入发展,在汇集更加全面丰富的机组正常运行影响因素数据之后,有可能对发电机组的正常运行数据进行进一步的提取和推理分析,从而有效减少机组发生非计划停机事件,提高发电机组设备的安全性、稳定性、可靠性。

参考文献:

- [1]夏克晔,滕卫明,尹峰.2017年全国发电厂热控系统故障统计分析与建议[J].中国电力,2018,51(12):132-138.
XIA Kechao, TENG Weiming, YIN Feng. Statistics and analysis of the thermal control system faults in the power plants nationwide throughout 2017 [J]. Electric Power, 2018, 51(12): 132-138.
- [2]张学延,屈杰,何国安,等.大型汽轮发电机组非典型故障分析[J].中国电力,2020,53(12):284-292,300.
ZHANG Xueyan, QU Jie, HE Guoan, et al. Case analysis of several atypical faults of large turbo-generator set [J]. Electric Power, 2020, 53(12): 284-292, 300.
- [3]于彦宝,周隼.大型汽轮发电机组EH系统的典型故障分析及处理[J].应用能源技术,2007(1):18-20.
YU Yanbao, ZHOU Qun. Analysis and treatment of typical failure of EH system of large-scale steam turbine power generation set [J]. Applied Energy Technology, 2007(1): 18-20.
- [4]杨勤,张震伟,杨某,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]李建锋,周宏,吕俊复.中国1000 MW等级火力发电机组可靠性分析[J].中国电力,2017,50(11):1-7.
LI Jianfeng, ZHOU Hong, LYU Junfu. Reliability analysis of 1 000 MW thermal power generating units in China [J]. Electric Power, 2017, 50(11): 1-7.
- [6]胡杰,唐静,谢仕义,等.基于大数据技术的电厂设备状态评估和预警应用研究[J].华电技术,2020,42(2):1-6,11.
HU Jie, TANG Jing, XIE Shiyi, et al. State assessment and early warning application for power plant equipment based on big data technology [J]. Huadian Technology, 2020, 42(2): 1-6, 11.
- [7]王凤,周铁梁.基于大数据的大型装备全生命周期管理研究[J].华电技术,2020,42(2):12-16.
WANG Feng, ZHOU Tieliang. Explore the value of data for lifecycle management of large equipment [J]. Huadian Technology, 2020, 42(2): 12-16.
- [8]王忠杰,文乐,杨新民.大数据在智能化电厂中的应用研究与展望[J].中国电力,2019,52(3):133-139.
WANG Zhongjie, WEN Le, YANG Xinmin. Applied research and prospect of big data in power plant intelligence [J]. Electric Power, 2019, 52(3): 133-139.
- [9]张筱辰,朱金大,杨冬梅,等.基于t-SNE流形学习与快速聚类算法的光伏逆变器故障预测技术[J].中国电力,2020,53(6):41-47.
ZHANG Xiaochen, ZHU Jinda, YANG Dongmei, et al. Photovoltaic inverter fault prediction technology based on

- t-SNE manifold learning and fast clustering algorithm [J]. Electric Power, 2020, 53(6): 41-47.
- [10] 贾志军, 白德龙, 宋燕杰, 等. 基于 KPCA 算法的电厂设备在线故障诊断研究[J]. 华电技术, 2021, 43(8): 48-53. JIA Zhijun, BAI Delong, SONG Yanjie, et al. Research on on-line fault diagnosis and treatment of power plant equipment based on KPCA [J]. Huadian Technology, 2021, 43(8): 48-53.
- [11] 彭维珂, 聂椿明, 陈衡, 等. 基于智能算法的空冷火电机组负荷预测研究[J]. 华电技术, 2021, 43(3): 57-64. PENG Weike, NIE Chunming, CHEN Heng, et al. Study on load forecasting for air cooling thermal power units based on intelligent algorithm [J]. Huadian Technology, 2021, 43(3): 57-64.
- [12] YUAN C F, CUI H, MA S M, et al. Analysis method for causal factors in emergency processes of fire accidents for oil-gas storage and transportation based on ISM and MBN [J/OL]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2019. (2019-09-16) [2021-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2019.103964>.
- [13] QAZI A, SIMSEKLER M C E. Assessment of humanitarian crises and disaster risk exposure using data-driven Bayesian networks [J/OL]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021. (2020-11-04) [2021-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101938>.
- [14] HUANG W C, KOU X Y, ZHANG Y, et al. Operational failure analysis of high-speed electric multiple units: A bayesian network-K2 algorithm-expectation maximization approach [J/OL]. Reliability Engineering and System Safety, 2020. (2020-09-29) [2021-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.res.2020.107250> Get rights and content.
- [15] JAFARI M J, POUYAKIAN M, KHANTEYMOORI A, et al. Reliability evaluation of fire alarm systems using dynamic Bayesian networks and fuzzy fault tree analysis [J/OL]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2020. (2020-07-17) [2021-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2020.104229>.
- [16] 吴琳, 杨萌, 吴烜, 等. 基于贝叶斯网络算法的发电系统可靠性评估[J]. 通信电源技术, 2019, 36(5): 5-8, 11. WU Lin, YANG Meng, WU Xuan, et al. Reliability evaluation of generation system based on Bayesian network algorithms [J]. Telecom Power Technology, 2019, 36(5): 5-8, 11.
- [17] 崔家文, 张春茂, 张宏彪, 等. 光伏发电系统可靠性分析的贝叶斯网络模型[J]. 分布式能源, 2016, 1(1): 47-51. CUI Jiawen, ZHANG Chunmao, ZHANG Hongbiao, et al. Bayesian network model for photovoltaic power plant reliability analysis [J]. Distributed Energy, 2016, 1(1): 47-51.
- [18] MARS LAND S. Machine learning: An algorithmic perspective (second edition) [M]. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2019: 19-22, 226-233.
- [19] WANG Y, WONG C W H, CHEUNG T K Y, et al. How influential factors affect aviation networks: A Bayesian network analysis [J/OL]. Journal of Air Transport Management, 2021. (2020-12-10) [2021-06-02]. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2020.101995>.

(本文责编: 惠忻)

作者简介:

马栋梁(1982), 男, 高级工程师, 博士, 从事能源大数据分析 & 区域能源经济分析方面的研究, madongliang168@163.com;

陈辉(1982), 男, 工程师, 从事火电厂热控相关技术 & 管理工作, jxxychh@163.com;

朱延海(1973), 男, 高级工程师, 从事发电厂热工控制 & 可靠性研究, jshyzyh@sina.com;

蒋园(1986), 女, 助教, 从事大数据分析、机器学习 & 数据挖掘方面的研究, 3300306132@qq.com。