

# 基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测

白国政

(陕西工业职业技术学院, 陕西 咸阳 712000)

**摘要:** 针对传统电力变压器故障检测方法对电力系统中潜藏的故障问题检测水平不足, 准确率较低, 无法及时准确的发现异常隐患等问题, 提出基于贝叶斯网络的变压器局部放电故障检测方法: 首先通过传感器获取电力变压器不同状态下运行过程中的参数数据, 对局部放电故障发生的概率和范围进行合理性评估, 提取评估概率数据综合为样本数据集, 构建贝叶斯网络故障树; 根据逻辑规则转化为贝叶斯网络, 推演计算故障节点之间的算例关系, 利用贝叶斯原理抽取故障特征指标与异常概率之间的关联关系, 利用模糊描述方法构建故障特征关联函数, 计算可得故障特征模糊函数动态变化关系, 实现对变压器故障发生的概率与位置信息的判断与确定; 实验结果表明, 利用贝叶斯网络对电力变压器局部放电故障检测准确率达到 85% 以上, 最高可达 96%, 说明该方法具有较高的检测准确率, 能够有效提高电力变压器放电故障检测的有效性。

**关键词:** 贝叶斯网络; 电力变压器; 故障树; 模糊描述; 故障关联知识

## Partial Discharge Fault Detection of Power Transformer Based on Bayesian Network

BAI Guozheng

(Shaanxi Polytechnic Institute, Xianyang 712000, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of insufficient detection level of hidden faults in power system, low accuracy, and inability to timely and accurately detect abnormal hidden dangers by traditional power transformer fault detection methods, a partial discharge fault detection method for transformers based on Bayesian network is proposed. Firstly, the parameter data during operation in different states of power transformers are obtained through the sensors, the probability and range of the partial discharge faults are evaluated rationally, and the evaluation probability data is extracted and synthesized into a sample dataset to construct a Bayesian network fault tree. According to the logical rules, it is transformed into Bayesian network, the calculation relationship between fault nodes is deduced, the correlation between fault characteristic indicators and abnormal probability is extracted by Bayesian principle, the fuzzy description method is used to construct the fault feature correlation function, calculate the dynamic change relationship of fuzzy functions for the obtained fault features, and realize the judgment and determination of the probability and location information of transformer faults. The experimental results show that the partial discharge fault detection accuracy of power transformers by the Bayesian network reaches over 85% and up to 96%, indicating that this method has high detection accuracy and can effectively improve the effectiveness of power transformer discharge fault detection.

**Keywords:** bayesian network; power transformer; fault tree; fuzzy description; fault correlation knowledge

## 0 引言

随着当今社会基础设施的逐渐完善, 电网系统逐渐覆盖各行各业, 电力系统的规模也随之扩大, 与之而来的是复杂的用电环境导致的电力系统负荷过高, 从而导致各种电力故障问题频发。而电力变压器是维护电力系统安全与稳定的重要设备, 为了进一步应对多样化的电力故障问题需要对变压器故障检测能力进行优化。使其能够根据当前的电力运行状态对未来一段时间内的运行状况进行预测,

及时发现电力系统内存在的安全隐患。并进行诊断与纠正。从而减少故障问题发生造成的不可逆性损失, 延长电力系统的使用寿命, 保障电力网络运行环境的安全与稳定。

文献 [1] 利用激光诱导荧光光谱技术与极限学习机算法对电力变压器内部油样进行快速识别, 对不同类型的油样使用激光仪发射荧光, 识别获取油样荧光光谱, 通过学习机 ELM 算法对光谱进行除噪预处理, 分析油样模型中的元素贡献率, 降维后得到变压器油分析结果, 进行变压器

收稿日期: 2023-07-05; 修回日期: 2023-08-02。

作者简介: 白国政(1981-), 男, 工程硕士, 副教授。

引用格式: 白国政. 基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(9): 90-94.

故障检测。该方法虽然快速可靠，但主要是基于变压器常态运行状况下进行故障检测与诊断，无法实现对未来一定时间内变压器故障异常状况的检测和预防。文献 [2] 通过利用扫描电镜技术对电力变压器局部放电运行状态进行扫描，通过高精度图像监测技术实现对变压器内部更加细节具体的扫描与信息提取，工作人员根据电镜扫描获取到的图像信息，寻找识别变压器存在故障的区域。该方法主要利用了图像识别技术，更加清晰具体，但同样无法满足对潜藏的安全隐患进行检测判断，只能识别确定当下的故障问题，局限性较大。

针对传统方法的不足，本文研究了一种基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测，通过贝叶斯网络对故障状态发展趋势进行关联性分析，实现对变压器局部放电故障的精准检测。

## 1 贝叶斯网络模型

### 1.1 电力变压器局部放电故障评分

电力变压器的主要功能是保护电网系统的电力运行安全与稳定，对存在异常的电流和电压进行调控，使电力参数保持在一个稳定合理的阈值内，从而减少电力系统故障隐患的存在，降低安全风险，延长电力设备的使用寿命<sup>[3]</sup>。因此在构建贝叶斯网络模型过程中，对电力变压器局部放电故障的发生概率及范围进行合理性评估是关键环节。

在电力系统中，电力变压器运行电流监测的数据波动越大，系统存在故障隐患的风险越大<sup>[4]</sup>。以传感器监测到的电网运行数据信息为评估数据集，将电力变压器存在的运行状态按照异常程度划分为“正常”、“异常”，“危险”三种表现状态。通过计算异常故障发生概率对变压器不同区域运行状态的划分，设定需要计算的目标区域为节点  $X$ ，则正常状态下该节点的运行状态表示为  $X'$ ，故障发生概率的计算公式如下：

$$P(X') = \sum_y^{i=1} P(y_1, y_2, \dots, y_i; X' - X'_{i-1}) \quad (1)$$

其中： $P$  表示节点  $X$  方式故障异常的概率， $y_1, y_2, \dots, y_i$  为根节点  $X$  的概率分支节点，从根节点出发计算先验概率，以此类推直到计算出所有不同状态下节点的运行状态数值，根据整合概率公式计算出异常数值存在的概率  $P'$ ：

$$P' = \frac{N_T}{N_T + N_F} \times 100\% \quad (2)$$

式中， $N_T$  为上述状态概率计算公式所计算出的正常状态概率数量， $N_F$  则为计算所得的异常状态概率数量。基于运行状态概率分析结果，针对存在异常的节点进行反推，逐层分析异常状态的发生原因及故障根节点位置，应对各部分进行标注，按照状态概率结果划分状态水平，按顺序输入到贝叶斯模型数据库储存备份<sup>[5]</sup>。

### 1.2 故障树

贝叶斯网络模型的基本结构为树状图形，以上述计算

所得的节点数据与概率信息为贝叶斯网络故障树的数据样本，将系统可能性故障与变压器局部放电节点之间关联起来，逐层分解故障原因，分析获取各阶段可能性故障事件，最终归结到变压器局部放电异常根节点为止<sup>[6]</sup>。其结构参考示意图如图 1 所示。

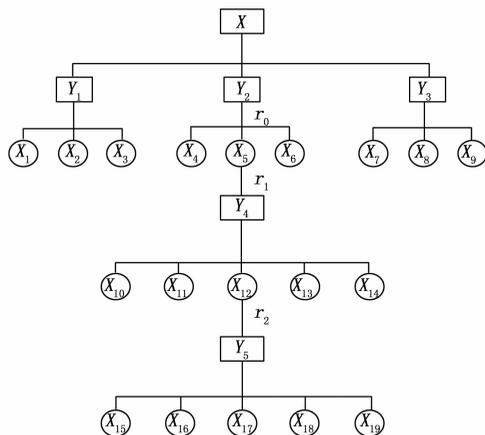


图 1 贝叶斯网络故障树结构示意图

故障树模型按照特定的逻辑规则构建，从根节点出发进行概率分解，树向分枝之间存在线路保护，同时最终分节点与根节点之间的直接关系分支存在母线保护<sup>[7]</sup>。

目前广泛应用是多贝叶斯网络，是基于传统贝叶斯的扩展学科，同样以树形结构为关系描述基础，但关联数据之间属性关系的描述不仅仅为树状贝叶斯关系，在主贝叶斯关系脉络上分支出多个子集贝叶斯描述关系，通过关系依赖强度和分类器性能构建不同距离大小的关系树。

对于电力变压器局部放电故障可选用复杂的多贝叶斯网络进行描述，根据上文变压器局部放电故障评估参数，调整不同分支贝叶斯的边界阈值，与朴素贝叶斯故障数结合，构建完整的，能够明显表述复杂依赖关系的故障树。

### 1.3 故障树向贝叶斯网络的转化

贝叶斯网络的应用原理主要是对概率性事件之间的因果关系进行描述，其推演事件可存在不止一种对应风险状态<sup>[8]</sup>。贝叶斯的网络结构包括节点和有向弧线两部分，通过分类变量来表示节点，当网络内部的节点为数值型变量，贝叶斯网络会将变量自动分化，转变成分类变量。利用节点之间的弧线判断变量是否存在依赖关系，如果存在弧线连接，则证明有依赖关系，否则代表这些节点为独立节点。

根据概率论构建拥有原始节点、概率条件、分裂方向等主要元素的概率随机性关系推演网络。以故障树为变压器局部放电异常分析的基础结构，根据贝叶斯网络转化逻辑，将故障树数据对应转化为贝叶斯网络中各节点数据，根据分支推演规则对数据逻辑关系进行判定<sup>[9]</sup>。

$$P(X) = \begin{cases} 1, P(X) = P(X_{\max}), & \text{危险} \\ 1 - P(X), & \text{正常} \\ 0, P(X) = P(X_{\min}), & \text{异常} \end{cases} \quad (3)$$

当贝叶斯网络逻辑规则计算数据满足上述条件时，则说明该数据存在对应状况，在此基础上对网络节点的异常状态先验概率进行计算，关联节点之间的算例关系如图 2 所示。

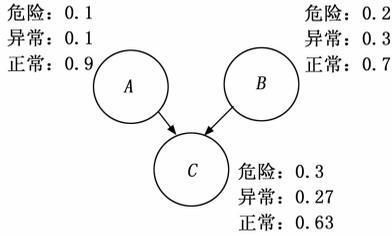


图 2 贝叶斯网络概率算例关系

设定样本数据总数为  $n$ ，异常样本数据的数量为  $r$ ，按照样本之间的投运时间差，拟合计算出节点异常问题发生的频度  $Q$  为：

$$Q = \frac{r}{\sum_n t_i + \sum_r t_j} \quad (4)$$

其中： $t_i$  为目标节点时间， $t_j$  为样本节点投运时间。由于朴素贝叶斯的各项自变量为独立变量，所以当其中一项变量出现变化的时候，其他变量不会受到影响，因此可以针对这一特点，根据贝叶斯网络关系计算出节点之间延续的异常频度，进一步提取电网系统中存在的异常节点，提取关键点回溯确定电力变压器局部放电存在故障的位置和频率，提高贝叶斯网络模型对变压器故障信息检测的准确度<sup>[10]</sup>。

## 2 局部放电故障检测

### 2.1 故障信息关联知识抽取

电力变压器局部放电特征指标与故障之间存在多维关联关系，需要根据变压器设备实际硬件参数对放电故障概率进行关联分析，整合电力网络运行资源数据，进行贝叶斯信息量化，提取电力变压器特征指标进行模糊关联函数评价。

由于并不是在所有情况下贝叶斯网络中的节点都是相互独立的，因此局部放电故障信息检测所建立的网络除了朴素贝叶斯网络之外，同时也有 TAN 贝叶斯网络，本文利用 TAN 贝叶斯网络对故障信息关联知识进行抽取。首先选取数据源，根据内部数据集确定自变量，包括电力变压器的故障时间、故障电压、故障电流等信息，而因变量则为故障功率表。分析历史数据，根据分析结果建立贝叶斯网络模型，从而判断电力变压器是否出现故障，从而确定是否进行故障的抽取工作。在导入电力变压器的相关数据源后，要对所有的数据进行实例化分析，判断数据的变量角色，根据数据状态进行数据清洗，如果发现有的数据值为空值，则需要删除，利用得到的参数建立贝叶斯网络，划分数据训练集和测试集，根据模型内部电力变压器数据的运行结果检测电力变压器的故障情况，如果变压器

出现故障，则要进行知识抽取，否则这一区域不需要进行抽取。

检测提取变压器局部放电故障数据，抽取变压器放电运行与异常问题之间的关联知识信息，根据贝叶斯定理设定变压器定量特征指标与故障信息特征指标<sup>[11]</sup>。并采用贝叶斯概率特征衡量指标评价公式，对异常状况的严重程度进行评价：

$$P(O | Z) = \frac{P(O)P(Z | O)}{P(Z)} \quad (5)$$

其中： $O$  为变压器定量特征指标数据集， $Z$  为发生异常的故障信息特征指标数据集， $P(O)$  和  $P(Z)$  分别为二者的先验概率， $P(Z | O)$  为反推的条件概率。

根据异常程度对电力变压器特征数据进行提取，设置贝叶斯网络底层原始特征指标数据值为根部节点样本数据，结合逻辑规则中的转化速率规则，在规定阈值内对初始特征指标数据进行模糊关联归一化函数处理：

$$f(x_i) = \begin{cases} \left| \frac{\beta d_i - d'_i}{\beta_i - d'_i} \right| \times 100\%, & |\beta d_i - d'_i| \geq 1 \\ 0, & |\beta d_i - d'_i| < 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中， $\beta$  为电力系统中实测的运行阈值参数， $d_i$  为对应节点定量特征指标初始数据， $d'_i$  为对应节点定量特征指标评分值。同时，定量特征指标数值与评分值之间要满足以下关系：

$$|\beta d_i - d'_i| \leq |\beta d_i - d_i^0| \quad (7)$$

在规定阈值范围内对电力系统运行变化速率特征指标及评分值进行归一化运算，同时还要考虑变化速率的运行周期以及电力变压器的产气速率<sup>[12]</sup>。一般情况下变压器的 C2H2 产气速率不会超过 3% 每周，则以周为单位运行周期，特征评估指标的产气变化速率的最大值为 0.03，进一步对变压器放电状态评估特征指标进行限制，提高故障信息关键特征与关联知识抽取的精准度<sup>[13]</sup>。

### 2.2 故障状态检测

通过模糊描述方法对变压器局部放电故障问题进行检测，根据变压器内部故障发生概率及严重程度，判定故障状态由未发生转向确定发生的过程中模糊描述的演化过程。

首先，构造故障发生目标函数，根据概率规则形成不同特征指标的映射，在规定阈值范围内引入评分值对单位节点故障的模糊状态进行边界描述，特征指标评分值与故障发生概率的关系成反比，因此可以直接界定故障状态模糊描述的边界范围<sup>[14]</sup>。基于贝叶斯网络模型的故障模糊描述测度的目标函数如下：

$$f(e) = \alpha \sum_{e_i} s_{e_i} + (1 - \alpha) \sum_{e_j} s_{e_j} \quad (8)$$

其中： $e$  为故障特征检测的目标函数样本节点， $s_e$  为故障特征检测目标样本在异常特征总样本中的重要性比值， $\alpha$  为模糊描述中特征检测有效性系数。

根据贝叶斯网络故障数的连续关系，迭代运算上述函数公式，计算出每个单位周期内各节点故障特征指标模糊

描述概率测度。根据概率测度和贝叶斯网络相关性可进一步识别故障状态类型。

### 2.3 贝叶斯网络故障状态推理

诊断电力变压器局部放电故障状态，首先需要精确贝叶斯诊断网络判断精确性能。在监测电力变压器运行与放电故障过程中，可通过调整各局部边界参数，生成不同阈值 Tan 贝叶斯网络，从不同方向表述变压器局部放电特征，突出关键故障特征点，扩大故障监测差异极值。

由于变压器放电故障诊断中会存在属性相似度较高而误判的情况。因此，需要在基本的贝叶斯网络基础上，针对每一个局域贝叶斯网络设定关联边界数据集，限制不同区域结构的电力线路数据，整合到对应的贝叶斯故障诊断器中，并引入之前的诊断经验设置对照组，能够有效降低故障诊断误差率。

基于贝叶斯网络故障状态模糊测度描述评估，对电力变压器不同状况下的整体评估进行模糊推理，根据模糊描述中模糊测度的不同程度级别划分故障风险等级，提取不同等级的故障模糊测度数值，带入对应网络分支推演规则，分析推理模糊测度数值与模糊目标函数动态变化之间的关系，二者之间的相关关系如图 3 所示。

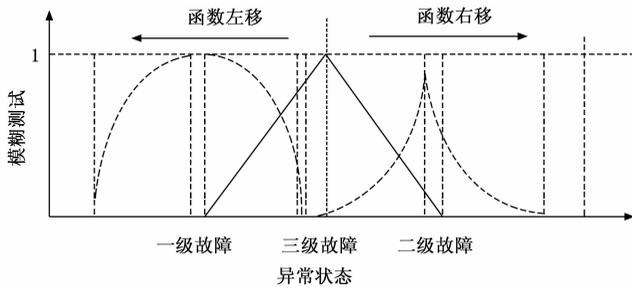


图 3 模糊测度与模糊函数动态变化关系图

其中，严重程度比较轻的一级故障呈抛物线模糊函数形式，对设备的危害较小；二级故障对设备运行的影响程度存在负线性相关关系，到达一定程度后会产生故障，呈高斯模糊函数形式；三级故障基本可以确定其存在必然会导致故障发生，且影响较大，呈三角模糊函数形式<sup>[15]</sup>。

根据上述电力变压器局部放电风险等级分析，能够对该区域电力故障与风险模糊程度有一个比较准确的判断。同时局部故障诊断也需要考虑电力系统整体数据资源，统计各区域不同类型放电故障发生概率与关键特征，分别设置为故障诊断的先验概率与条件概率，基于贝叶斯网络衡量故障特征的重要性与分布区域，基于变压器运行参数量化故障运行概率关系，再次进行模糊测读分析，获取局部放电故障与电力变压器运行系统全景故障状态的评估关系，基于变压器整体贝叶斯网络评价局部放电故障的风险等级。

### 3 实验研究

为了验证本文研究的基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测方法的有效性，本文选取规格为 500 kV 的

电力变压器为实验目标，与传统的 a 方法和 b 方法进行对比，对变压器局部放电异常检测的有效性和准确率进行实验与分析。

#### 3.1 实验过程与数据分析

根据变压器主要故障类型设定异常特征评估指标，主要包括变压器体积电阻率、绕组直流电阻差、单位产气量、水油比、电压击穿率、绝缘吸收比、绝缘介损、绕组绝缘指数为参数指标，数据集表示为  $B = \{B_1, B_2, \dots, B_8\}$ 。首先，采集提取正常运行状态下变压器各项指标参数作为实验样本，设定实验周期单位为 72 小时，监测计算各项特征指标数据参数，得到变压器故障特征指标与根节点原始样本数据之间的概率关系如图 4 所示。

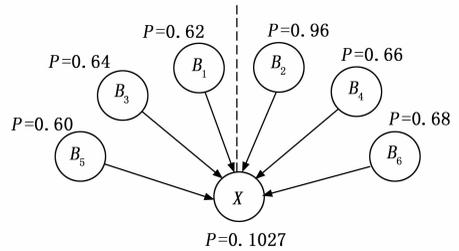


图 4 故障特征指标与根节点样本数据的概率关系

#### 3.2 实验结果与分析

选用贝叶斯网络对变压器局部放电故障进行检测诊断，基于关联关系对不同状态下的故障指标进行综合运算，监测不同方法对电力变压器局部放电故障特征指标数据的提取量结果如图 5 所示。

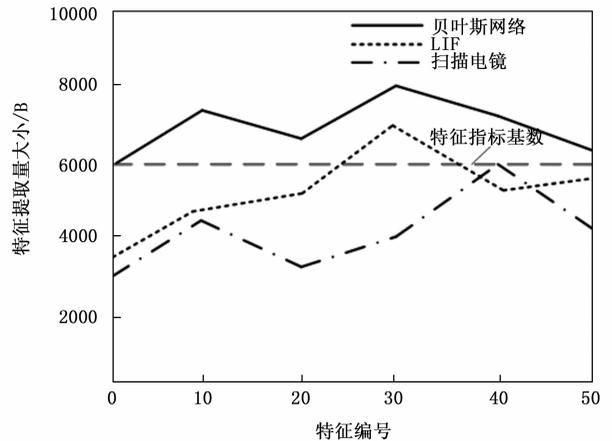


图 5 故障特征指标数据的提取量

从图 5 可以看出，使用基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测方法对故障特征指标进行提取时，特征提取量全部超过故障诊断所需状态数据量，最大提取量为 8 000 B，而所欲提取量为 6 000 B；使用基于 LIF 的故障诊断方法，只有 20% 的特征数据集提取总量超过所需标准阈值，绝大部分都没有超过提取标准，最大提取量只有 6 800 B；使用扫描电镜的检测技术调整提取性能较差，所有提取量均

未达到检测标准,最大提取量为 6 000 B,最小只有 3 100 B。

根据提取电力变压器局部放电调整数据,进行放电故障诊断检测,计算出故障问题概率与位置检测的准确率。得到故障监测的准确率结果对比如图 6 所示。

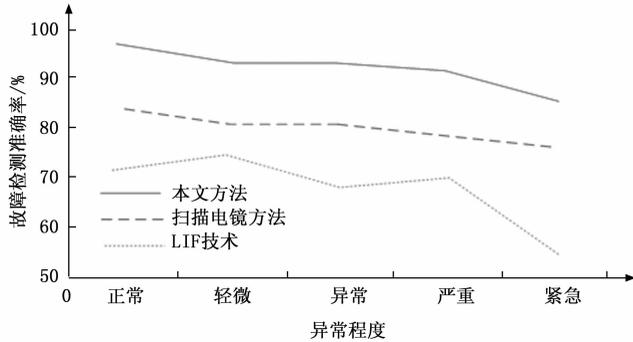


图 6 故障检测准确率结果对比图

根据图 6 结果可见,本文研究的基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测方法准确率更高,针对不同状态下的故障监测准确率均达到了 85% 以上。基于 LIF 技术的变压器故障诊断方法的检测准确率比较稳定,在 80% 上下波动;而扫描电镜检测技术的准确率变化幅度较大,正常情况下检测准确率为 70%,但随着变压器运行状况复杂性增加,准确率也随之下落,在紧急情况下准确率只有 50% 左右。

由此可见,本文研究的方法不仅拥有良好的变压器运行局部放电特征提取性能,可提取大量检测所需特征参数;而且故障诊断准确率很高,针对比较复杂的故障状况依然能够保持较高的准确率,具有较好的可行性与准确性,能够提高变压器局部放电异常故障检测的有效性。

#### 4 结束语

本文研究了一种基于贝叶斯网络的电力变压器局部放电故障检测,得出以下结论:

1) 通过传感器获取电力变压器不同状态下运行过程中的参数数据,对局部放电故障发生的概率和范围进行合理性评估,提取评估概率数据综合为样本数据集,为贝叶斯网络模型构建提供数据基础。

2) 以变压器放电故障特征数据为样本构建贝叶斯网络故障树,根据逻辑规则将故障树转化为贝叶斯关系网络,按照网络推演逻辑规则计算故障节点之间的算例关系,有利于提高故障信息检测准确度。

3) 根据贝叶斯原理抽取变压器故障特征指标与异常概率特征信息之间的关联关系,通过模糊描述方法构建故障特征关联函数,推理得到故障特征参数模糊速度与相关模糊函数动态变化之间的关系。从而实现对变压器故障发生的概率与位置信息进行推理和预判。

通过实验研究可以证明,通过贝叶斯网络对电力变压器局部放电故障状态进行检测告警具有较高的准确度,能

够有效提高故障检测的有效性,但在实验过程中发现该方法还存在以下不足:

1) 该方法对电力系统运行中不同状态下的大量数据进行提取与关联运算,其工作量较大,操作难度较高,需要配备较高设置的计算机才能满足海量数据运算与分析。因此,在后续研究中需要优化数据提取与筛选机制,进一步提高数据分析效率,降低操作成本增强该方法技术的适用性。

#### 参考文献:

- [1] 闫鹏程,张超银,孙全胜,等. LIF 技术与 ELM 算法的电力变压器故障诊断研究 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42 (5): 62-68.
- [2] 马小光,马 昊,魏菊芳,等. 扫描电镜技术在超高压变压器局部放电试验故障诊断的应用 [J]. 变压器, 2021, 58 (6): 49-56.
- [3] 仝兆景,秦紫霓,赵运星,等. 基于贝叶斯网络的变压器故障诊断研究 [J]. 电子科技, 2021, 34 (3): 55-63.
- [4] 王文焕,郭 鹏,祝 洁,等. 基于故障树及贝叶斯网络的继电保护系统风险评估及故障定位方法 [J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36 (4): 81-90.
- [5] 耿苏杰,王秀利. 基于模糊贝叶斯网络的电力设备故障诊断和状态评估 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27 (1): 91-97.
- [6] 张林楠,杨俊杰,江 晨. 基于特高频传感器和 TDOA 数据库的电力变压器局部放电的定位 [J]. 变压器, 2021, 23 (5): 106-112.
- [7] 崔金豹,徐永海. 基于大数据挖掘的电力变压器差异预警规则 [J]. 科学技术与工程, 2021, 21 (20): 81-89.
- [8] 杜厚贤,刘 昊,雷龙武,等. 基于振动信号多特征值的电力变压器故障检测研究 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (1): 12-16.
- [9] 李远松,丁津津,李圆智,等. 基于瞬态油流量测量的电力变压器故障油流涌动特性 [J]. 电力科学与技术学报, 2022 (1): 37-44.
- [10] 邓 军,孟 杰,潘志城,等. 基于振动检测技术的电力变压器故障概率预测模型 [J]. 变压器, 2020, 57 (11): 52-59.
- [11] 朱保军,咸日常,范慧芳,等. WRSR 与改进朴素贝叶斯融合的变压器故障诊断技术研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49 (20): 120-128.
- [12] 苑津莎,王玉鑫,刘 钢,等. 基于知识推理的变压器局部放电故障检测技术 [J]. 电测与仪表, 2020, 57 (13): 75-81.
- [13] 王 雪,韩 韬. 基于贝叶斯优化随机森林的变压器故障诊断 [J]. 电测与仪表, 2021, 58 (6): 72-77.
- [14] 李学生,张尊扬. 基于贝叶斯分类的变压器绕组故障诊断算法 [J]. 济南大学学报: 自然科学版, 2021, 35 (4): 15-19.
- [15] 何宁辉,朱洪波,李秀广,等. 基于贝叶斯网络和假设检验的变压器故障诊断 [J]. 电力科学与技术学报, 2021, 36 (6): 20-27.