

DOI: 10.19666/j.rlfed.202309148

# 基于置信规则库的干式空心电抗器状态 评估方法研究

苏培宇<sup>1</sup>, 韩国文<sup>2</sup>, 韩文芳<sup>2</sup>, 陈金鹏<sup>2</sup>, 陈锋<sup>2</sup>,  
史宇超<sup>1</sup>, 叶罕罕<sup>3</sup>, 袁法培<sup>3</sup>

(1. 国网杭州供电公司, 浙江 杭州 310000; 2. 西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049;  
3. 浙江大有实业有限公司, 浙江 杭州 310009)

**[摘要]** 针对电力设备故障样本少且获取困难等问题, 提出了基于置信规则库的干式空心电抗器状态评估方法。通过搭建多工况下干式空心电抗器电气及温升特性试验平台, 获取不同工况下电抗器有功功率和最热点温升率数据样本集, 建立基于置信规则库和证据推理的电抗器状态评估模型。为了减小因专家主观经验对状态评估模型预测结果的影响, 提出置信规则库优化方法, 并采用证据推理算法将电抗器输入特征信息转化为输出状态等级。利用测试数据对评估模型进行测试, 结果验证了基于小训练样本的干式空心电抗器状态评估方法的有效性和准确性。

**[关键词]** 干式空心电抗器; 置信规则库; 证据推理; 状态评估

**[引用本文格式]** 苏培宇, 韩国文, 韩文芳, 等. 基于置信规则库的干式空心电抗器状态评估方法研究[J]. 热力发电, 2024, 53(4): 150-157. SU Peiyu, HAN Guowen, HAN Wenfang, et al. Research on condition assessment method of dry-type air core reactor based on belief rule base and evidential reasoning[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(4): 150-157.

## Research on condition assessment method of dry-type air core reactor based on belief rule base and evidential reasoning

SU Peiyu<sup>1</sup>, HAN Guowen<sup>2</sup>, HAN Wenfang<sup>2</sup>, CHEN Jinpeng<sup>2</sup>, CHEN Feng<sup>2</sup>,  
SHI Yuchao<sup>1</sup>, YE Hanhan<sup>3</sup>, YUAN Fapei<sup>3</sup>

(1. State Grid Hangzhou Power Supply Company, Hangzhou 310000, China;  
2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. Zhejiang Dayou Group Co., Ltd., Hangzhou 310009, China)

**Abstract:** Aiming at the lack of fault samples of power equipment, this paper proposes a dry-type air-core reactor condition assessment method based on belief rule base. By building a test platform for the electrical and temperature rise characteristics of dry-type air-core reactors under multiple working conditions, a data sample set of reactor active power and the temperature rise rate of the hottest point is obtained under different operating conditions. A reactor condition assessment model based on belief rule base and evidential reasoning is established. In order to reduce the influence of expert subjectivity on the prediction results of the state assessment model, a belief rule base optimization method is proposed, and the evidential reasoning algorithm is used to convert the input feature information of the reactor into the output state level. The evaluation model was tested by test data, and the results verified the validity and accuracy of the dry-type air-core reactor condition assessment method based on small training samples.

**Key words:** dry-type air core reactor; belief rule base; evidential reasoning; condition assessment

收稿日期: 2023-09-12 网络首发日期: 2023-12-18

基金项目: 浙江大有集团有限公司科技项目 (CF058104012022002)

Supported by: Science and Technology Project of Zhejiang Dayou Group Co., Ltd. (CF058104012022002)

第一作者简介: 苏培宇 (1992), 男, 工程师, 主要研究方向为一次设备电气试验及故障诊断分析, superfish524@163.com.

干式空心电抗器是电力系统中重要的一次设备,具有噪声小、线性度好、机械强度高优点<sup>[1-2]</sup>。随着电力系统规模的扩大,电抗器的使用数量日益增多,其中电抗器的安全管理尤为重要。然而近年来,电抗器故障率呈上升趋势,严重影响了电力系统的安全稳定运行。大量现场事故表明:干式空心电抗器匝间短路故障是造成其烧毁的主要原因<sup>[3-5]</sup>。因此,研究电抗器匝间短路过程中状态参数的变化规律,对及时准确评估电抗器状态具有重要意义。

目前,干式空心电抗器的故障检测主要依靠继电保护及定期红外巡检<sup>[6]</sup>。若电抗器仅发生单匝短路时流过其电流变化较小,基于电流幅值判据的继电保护方法则不能及时发现电抗器匝间短路早期故障。此外,定期红外巡检的方式虽能发现温升异常并定位,但该方式由于人工操作的限制,工作效率相对较低,且可能存在漏检、误检等情况,无法实时监测电抗器运行状态。此外,传统电抗器故障检测方法对数据的采集和分析相对不足,难以对电抗器进行有效评估。

为了实现电抗器状态的有效评估,国内外学者开展了大量的研究工作。目前电力设备的状态评估方法主要分为2类:1)基于数据驱动的状态评估方法。该类方法又可以细分为基于数据驱动的传统机器学习方法,如贝叶斯网络、支持向量机、决策树、随机森林、神经网络等<sup>[7-10]</sup>,以及基于数据驱动的深度学习方法,如卷积神经网络、循环神经网络、深度置信网络、自动编码器等<sup>[11-15]</sup>,但由于电力系统的可靠性高,电力设备故障集数据量小且缺乏完备性,基于小样本数据驱动会导致预测模型的泛化能力差、状态评估准确率低等问题;2)基于模型驱动的状态评估方法<sup>[16-18]</sup>。该类方法主要包括基于物理模型的状态评估方法和基于经验模型的状态评估方法。这类方法的优点是不完全依赖训练数据,从而克服了数据驱动方法存在问题,但其诊断精度过度依赖所建物理模型及专家的经验知识,若模型不准确,会导致故障诊断误报率和漏报率高。此外,因受专家所掌握相关领域专业知识的局限,专家的经验判断通常具有较大的主观性。

为了克服上述问题,本文提出了一种基于置信规则库(belief-rule-base, BRB)<sup>[19-20]</sup>的干式空心电抗器状态评估方法,该方法采用数据驱动与专家知识相结合的方式,既克服了数据驱动依赖大量训练数据的问题,也能够减小经验模型中专家主观性对

分析结果的影响,提高了电抗器状态评估的实用性和准确性。为了获取状态评估模型的训练样本,搭建了多工况下干式空心电抗器运行试验平台,通过试验检测获得电气和温度等特征量样本。建立电抗器状态评估的初始置信规则库,利用小训练样本对BRB参数进行优化,并结合证据推理法(evidential reasoning, ER)将电抗器输入特征信息转化为输出状态等级。最后,利用测试数据对本文所提状态评估模型进行验证,测试结果证明了本文所提方法的有效性和准确性。

## 1 基于多工况试验的电抗器样本集构建

针对电抗器实际故障样本少且获取困难等问题,开展多工况下电抗器电气及温升特性试验,通过测量获取电抗器故障样本集,用于电抗器状态评估模型的训练和测试。

### 1.1 电抗器工况及运行状态划分

干式空心电抗器在长期运行过程中,因内部电动力及外界环境的作用下可能导致其绝缘劣化。电抗器绕组在周期电压的激励下,绝缘局部劣化点易出现周期性放电击穿,此时,电抗器由正常运行工况转变为匝间电弧性短路工况。而在故障点处电弧放电产生的高温不仅会烧毁短路点周围绝缘,而且会熔化绕组金属导线,导致故障电抗器进一步发展为匝间金属熔接性短路工况。因此,可将电抗器工况划分为正常运行、匝间电弧性短路以及匝间金属熔接性短路3种运行工况。

根据《油浸式变压器(电抗器)状态导则》(DL/T 1685—2017),电抗器的运行状态标准可分为4级,其对应的维修策略见表1。

表1 干式空心电抗器运行状态分级及维修策略  
Tab.1 Classification of operating status and maintenance strategy for dry-type air-core reactors

状态分级	维修策略
正常	延期维修
注意	计划维修
异常	尽快维修
严重	立即维修

表1中:正常状态指各状态量处于稳定且在规程规定的范围内,设备可以长期正常运行;注意状态指单项(或多项)状态量变化趋势朝接近标准限值方向发展,但未超过标准限制范围,设备仍可以继续运行,但应加强对该设备的运行监视;异常状

态指单项重要状态量变化较大，已接近或略微超过标准限值，设备应重点监视运行，并适时安排停电检修；严重状态指单项重要状态量严重超过标准限值，设备应尽快安排停电检修。

### 1.2 电抗器试验平台搭建

当电抗器发生匝间短路时，由于绕组短路匝中会感应出巨大的电流，此时即使短路匝等效电阻较小，但电抗器有功功率  $P=I^2R$  也会显著增大。此外，绕组短路匝中的巨大电流产生焦耳热，会使得电抗器故障点邻近区域温度迅速升高。

为了能够准确评估干式空心电抗器的运行状态，研究其不同工况下有功功率及温度的变化规律。本文以 BKDCKL-2000-10 型干式空心并联电抗器(图 1)为研究对象，其部分参数见表 2。为了模拟不同运行工况，从电抗器中部及底部各引出 9 根引线，具体如图 2 所示。通过引出线连接电弧发生装置(图 3)。通过改变电弧发生装置的状态即可模拟电抗器不同的运行工况，其对应关系见表 3。

试验地点位于绍兴电力无功质检中心试验站，试验平台按照并联电抗器设计要求进行接线。

电气量检测分别采用 HJ12-2 型电压互感器和 HL28-13 型电流互感器，通过测量电抗器电压和电流的试验数据，计算分析电抗器不同运行工况下的有功功率。温度检测采用天铂 H60 型手持式红外成像仪，仪器参数见表 4，温度试验如图 4 所示。



图 1 现场电抗器  
Fig.1 Reactor site diagram

表 2 干式空心电抗器部分参数  
Tab.2 Partial parameters of dry-type air-core reactor

电抗器参数	数值
额定电压/kV	10
额定电流/A	346
额定容量/kVA	2 000
电感/mH	53.114 5
高度/mm	2 500
包封数	2
线圈内径/mm	2 503
平均匝数	154.936 4

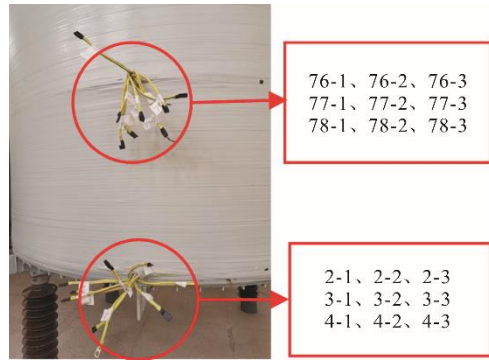


图 2 电抗器引出线  
Fig.2 Reactor outgoing line

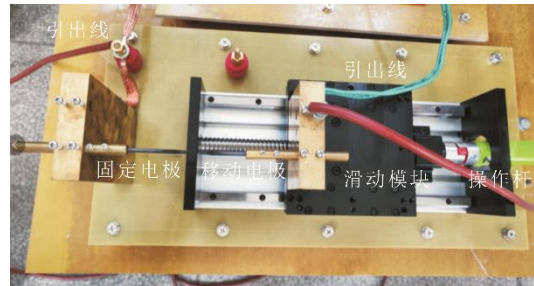


图 3 电弧发生装置  
Fig.3 Arc generator

表 3 电弧发生装置与电抗器运行工况对应关系  
Tab.3 Corresponding relationship between arc generator and reactor operating conditions

电弧发生装置状态	电抗器运行工况
断路	正常运行工况
放电	匝间电弧性短路工况
短路	匝间金属熔接性短路工况

表 4 天铂 H60 型红外成像仪 单位: °C  
Tab.4 Tianbo H60 infrared imager

热灵敏度	测温范围	工作温度	测温精度
0.04@30	0~410	-15~50	±2

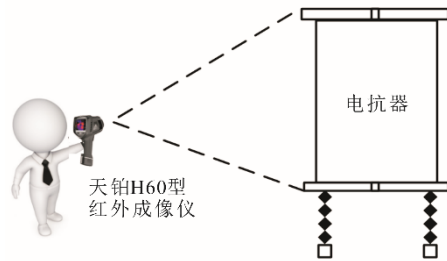


图 4 温度试验示意  
Fig.4 Schematic diagram of temperature test

### 1.3 试验结果

为了探究干式空心并联电抗器的电气特性，开展多运行工况下电抗器有功功率的试验分析，所得

结果见表 5。通过分析可得，当电抗器底部 2 匝电弧性短路后，其有功功率增加 9.23 kW。而当电抗器发生匝间金属熔接性短路时，电抗器有功功率进一步增加，相较于正常运行工况增加 15.14 kW。

表 5 多工况下电抗器有功功率  
Tab.5 Active power of reactor under multiple operating conditions

运行工况	有功功率/kW
正常运行	26.18
底部 2 匝电弧性短路	35.41
底部 2 匝金属熔接性短路	41.32

为了探究干式空心并联电抗器的温升特性，开展正常运行工况下的温升试验。试验时的初始环境温度为 18.9 °C，电抗器初始温度与周围环境温度相同。电抗器热点温升随时间的变化曲线如图 5 所示。由图 5 可见，当电抗器以正常额定工况运行 60 min 时，电抗器热点温升仅缓慢上升到约 55 °C。

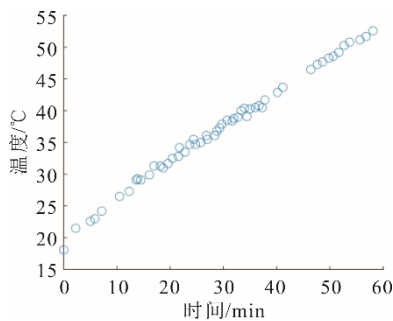


图 5 正常运行工况热点温升曲线  
Fig.5 Hot spot temperature rise curve under normal operating conditions

开展匝间电弧性短路工况下的温升试验，短路匝中的感应电流会产生焦耳热，导致短路点邻近区域为电抗器最热点，其热点温升随时间的变化曲线如图 6 所示。由图 6 可见，当电抗器以匝间电弧性短路工况运行到 12 min 时，电抗器热点温升达到 180 °C，已突破 B 类绝缘最高温升限值。

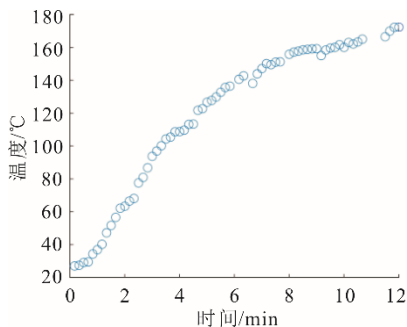


图 6 匝间电弧性短路热点温升曲线  
Fig.6 Temperature rise curve of interturn arc short circuit hot spot

开展匝间金属熔接性短路工况下的温升试验，其热点温升随时间的变化曲线如图 7 所示。由图 7 可见，当电抗器以匝间金属熔接性短路工况运行到 120 s 时，电抗器最热点温升已达到 180 °C。

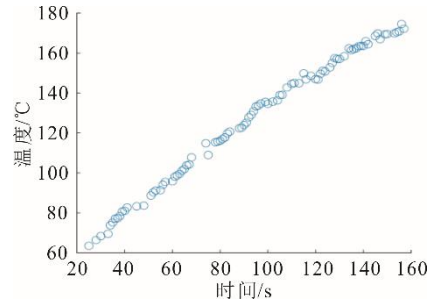


图 7 匝间金属熔接性短路热点温升曲线  
Fig.7 Temperature rise curve of interturn metal fusion short circuit hot spot

至此，通过开展多工况下电抗器有功功率和温升试验，获得并构建了电抗器电气及温度特性的数据样本集。

## 2 基于证据推理和 BRB 的电抗器状态评估

干式空心电抗器是典型的线圈类设备，其绕组匝数多且任意相邻两匝间均可能发生匝间短路，如果采用数据驱动的方法，就需要大样本数据以提高状态评估模型的泛化性。但是，由于电力设备故障样本少且获取困难，因此，本文提出基于 BRB 的干式空心电抗器状态评估方法（图 8）。

该方法采用数据驱动与专家知识相结合的方式，克服了数据驱动方法依赖大量训练数据的问题，而小样本数据仅用于优化 BRB 参数，减少经验模型中专家主观性对分析结果的影响。为了提高基于小训练样本的电抗器状态评估方法的准确性，建立基于证据推理和 BRB 的状态评估模型，其主要包括 BRB 参数初始化、BRB 优化及 BRB 推理。

### 2.1 BRB 结构

BRB 本质上是一种基于经验模型驱动的分类方法<sup>[20]</sup>。本文选取有功功率、热点温升率作为电抗器状态评估的输入数据，分别命名为  $x_1$ 、 $x_2$ ；选取正常、注意、异常、严重作为电抗器运行状态评价的输出结果，分别命名为  $D_1$ 、 $D_2$ 、 $D_3$ 、 $D_4$ 。通过利用电抗器相关经验、历史数据以及试验数据等信息，建立输入信息  $x=(x_1, x_2)$  和输出状态等级  $D=(D_1, D_2, D_3, D_4)$  之间的非线性模型。

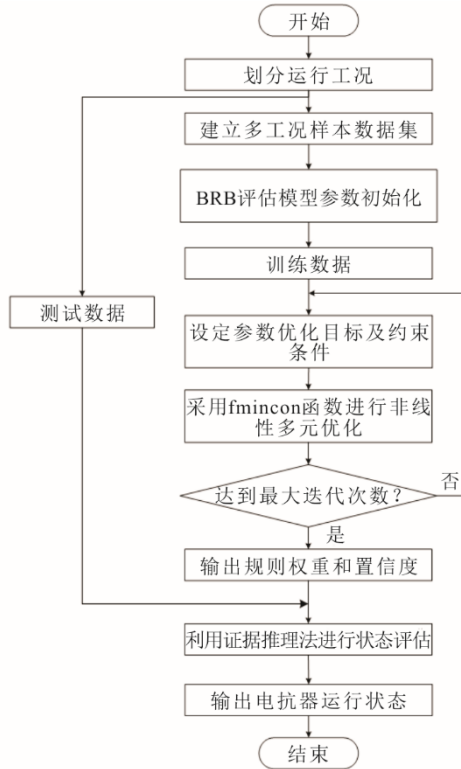


图8 基于证据推理和BRB的状态评估算法流程  
Fig.8 Process for establishing a confidence rule base condition assessment model based on evidence reasoning

BRB 中的第  $k$  条规则可描述为:

$$\text{IF: } x_1 \text{ is } A_1^k \wedge x_2 \text{ is } A_2^k \wedge \dots \wedge x_M \text{ is } A_M^k \\ \text{THEN: } \{(D_1, \beta_{1,k}), (D_2, \beta_{2,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \quad (1)$$

式中:  $A_i^k$  为第  $k$  条规则中第  $i$  个前提属性的参考值 ( $i=1,2,\dots,M; k=1,2,\dots,L$ );  $M$  为第  $k$  条规则中的前项属性数目;  $L$  为 BRB 中规则条数;  $A_i$  为第  $i$  个前提属性的  $J_i$  个参考值组成的集合,  $A_i = \{A_{ij}, j=1,2,\dots,J_i\}$ ,  $A_i^k \in A_i$ ;  $\beta_{j,k}$  为第  $k$  条规则中对第  $j$  个输出结果  $D_j$  的置信度 ( $j=1,2,\dots,N; k=1,2,\dots,L$ )。此外, BRB 中还包含属性权重与规则权重, 定义  $\delta_i$  为第  $i$  个前提属性的权重 ( $i=1,2,\dots,M$ ), 反映第  $i$  个前提属性相对于其他前提属性的重要度;  $\theta_k$  为第  $k$  条规则的权重 ( $k=1,2,\dots,L$ ), 反映第  $k$  条规则相对于 BRB 中其他规则的重要度。

BRB 描述了从电抗器输入属性信息到输出评价结果之间的映射关系, 其不依赖训练数据。因此, 可通过输入特征量信息, 判断电抗器运行状态, 建立面向电抗器状态评估的 BRB。

在建立电抗器初始 BRB 之后, 仍然存在 2 个问题: 1) 在该 BRB 中确定属性参考值、置信度、规则权重及属性权重均依赖专家经验, 需研究如何减小专家主观性对电抗器状态评估准确性的影响;

2) 需要研究 BRB 的推理方法, 即如何利用 BRB 与输入的电抗器特征量信息相组合, 输出相对应的评价等级。针对上述 2 个问题, 开展 BRB 优化和置信规则推理研究。

## 2.2 BRB 优化

电抗器 BRB 中的置信度、规则权重及属性权重由专家根据经验和历史数据给出, 反映了专家对电抗器运行状态的认知程度, 具有一定的主观性, 特别是当属性和规则较多时, BRB 比较复杂, 根据专家经验难免会产生较大的预测误差。针对上述问题, 本文采用基于数据观测的 BRB 优化方法, 建立学习机制用于优化电抗器初始 BRB, 减小 BRB 系统估计值与电抗器实际系统观测值之间的误差, 以提高该模型的实用性和有效性。

其中, BRB 中的参数需要满足以下约束条件:

1) 规则权重, 属性权重和置信度取值范围在 0 到 1 之间, 即:

$$0 \leq \theta_k \leq 1, 0 \leq \delta_i \leq 1, 0 \leq \beta_{j,k} \leq 1 \quad (2)$$

2) 如果第  $k$  条规则是完整的, 那么该条规则输出部分的置信度之和为 1, 否则的话小于 1, 即:

$$\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \leq 1 \quad (3)$$

电抗器 BRB 优化学习模型具体算法结构如图 9 所示。

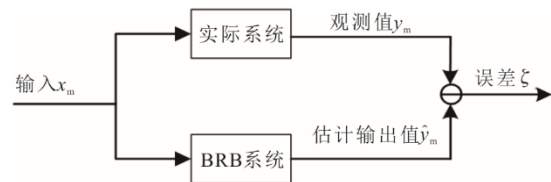


图9 电抗器 BRB 优化学习模型  
Fig.9 Reactor BRB optimization learning model

对于同一输入数据  $x_m$ , 希望电抗器 BRB 的估计输出值  $\hat{y}_m$  能逼近实际系统的观测值  $y_m$ , 因此, 确定优化目标函数为:

$$\min_V \zeta = \min_V \frac{1}{T} \sum_{m=1}^T (y_m - \hat{y}_m)^2 \quad (4)$$

式中:  $V = [\theta_k, \delta_i, \beta_{j,k}]$ 。

通过优化目标函数式(4), 可减小专家判断的主观性对电抗器状态评估结果准确性的影响。

## 2.3 BRB 推理方法

本文利用证据推理 (evidential reasoning, ER) 算法对电抗器 BRB 中的规则进行组合, 并求解 BRB

的最终输出  $S(x)$ 。ER 算法的推理过程主要包括以下 3 个部分：

1) 基于规则的输入信息转换方法

专家知识往往以语义的形式表达，具有模糊性。而 BRB 中输入的数据通常是定量信息。因此，如果利用 BRB 处理输入数据，需要研究输入信息的转换方法。

利用基于规则的输入信息转换方法，通过计算输入信息与参考值之间的关系，确定隶属度为：

$$\alpha_{i,j}^k = \frac{\gamma_{i,j+1}^k - x_i}{\gamma_{i,j+1}^k - \gamma_{i,j}^k}, \quad \gamma_{i,j}^k \leq x_i \leq \gamma_{i,j+1}^k \quad (5)$$

$$\alpha_{i,j+1}^k = 1 - \alpha_{i,j}^k, \quad j = 1, 2, \dots, J_i - 1 \quad (6)$$

$$\alpha_{i,s}^k = 0, s = 1, 2, \dots, J_i, s \neq j, j + 1 \quad (7)$$

式中： $\alpha_{i,j}^k$  为隶属度； $\gamma_{i,j}^k$  为专家给定的第  $k$  条规则对应输入  $x_i$  的参考值； $J_i$  为参考值的个数。

2) BRB 激活权重的计算

通过计算初始的规则权重以及隶属度之间的关系，计算规则的激活权重为：

$$\omega_k = \frac{\theta_k \prod_{i=1}^M (\alpha_i^k)^{\delta_i}}{\sum_{l=1}^L \theta_l \prod_{i=1}^M (\alpha_i^l)^{\delta_i}} \quad (8)$$

式中： $\omega_k$  为激活权重， $\omega_k \in [0, 1]$ ， $k=1, 2, \dots, L$ ； $\theta_k$  为第  $k$  条规则的规则权重； $\delta_i$  为第  $i$  个属性的属性权重， $i=1, 2, \dots, M$ 。

3) ER 解析算法的计算

ER 解析算法的求解公式为：

$$\hat{\beta}_j = \frac{\mu \times \left[ \prod_{k=1}^L (\beta + 1 - \omega) - \prod_{k=1}^L (1 - \omega) \right]}{1 - \mu \times \left[ \prod_{k=1}^L (1 - \omega_k) \right]} \quad (9)$$

$$\mu = \left[ \sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^L (\beta + 1 - \omega) - (N - 1) \prod_{k=1}^L (1 - \omega) \right]^{-1} \quad (10)$$

$$\omega = \omega_k \sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \quad (11)$$

$$\beta = \omega_k \beta_{j,k} \quad (12)$$

式中： $\beta_{j,k}$  为第  $k$  条规则下对应第  $j$  个评价结果参考值的置信度； $\hat{\beta}_j$  为相对评价结果  $D_j$  的置信度。

通过 ER 解析算法对 BRB 中所有规则进行组合，可以得到 BRB 的最终输出  $S(x)$  为：

$$S(x) = \{(D_j, \hat{\beta}_j), j = 1, 2, \dots, N\} \quad (13)$$

其中，BRB 推理流程如图 10 所示。

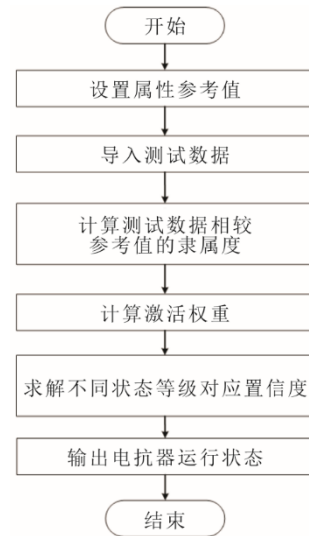


图 10 BRB 推理流程  
Fig.10 BRB reasoning process

### 3 实例分析

#### 3.1 初始 BRB 建立

根据多工况下 BKDCKL-2000-10 电抗器电气及温升特性试验结果，选取 25 组数据作为 BRB 的训练样本对 BRB 进行优化。根据电抗器的运行特性、测试数据、历史数据以及专家经验等信息，定义电抗器状态评估的特征量语义值。

考虑到电抗器发生匝间短路后各个特征量的变化情况，将热点温升率语义值分别描述为正常 N1、偏大 L1 (large)、非常大 VL1 (very large)；有功功率语义值分别描述为正常 N2、偏大 L2、非常大 VL2。选取 3 种工况下最外层热点温度上升率最大值作为热点温度上升率参考值；以 3 种工况有功功率试验结果为有功功率参考值，并以匝间金属熔接性短路时有功功率为基准进行归一化处理，详细参数如表 6 所示。

表 6 特征量语义值的参考值  
Tab.6 Reference values for semantic values of feature quantities

特征量	语义值	参考值
热点温度上升率/ ( $^{\circ}\text{C}\cdot\text{s}^{-1}$ )	N1	0.005
	L1	0.458
	VL1	1.050
有功功率归一值	N2	0.634
	L2	0.857
	VL2	1

根据输入特征量与输出运行状态评价结果之间的关系, 设置 BRB 参数的初始值, 根据上述分析可得, 置信规则数量为  $3 \times 3 = 9$  条, 建立的初始 BRB 见表 7, 其中, 属性权重  $\delta$  与规则权重  $\theta$  初值均取 1。

表 7 初始 BRB  
Tab.7 Initial belief rule base

序号	热点温度	有功功率	电抗器运行状态评价结果
1	N1	N2	{(D1, 1), (D2, 0), (D3, 0), (D4, 0)}
2	N1	L2	{(D1, 0.65), (D2, 0.35), (D3, 0), (D4, 0)}
3	N1	VL2	{(D1, 0.30), (D2, 0.35), (D3, 0.25), (D4, 0.10)}
4	L1	N2	{(D1, 0.65), (D2, 0.30), (D3, 0.05), (D4, 0)}
5	L1	L2	{(D1, 0.15), (D2, 0.35), (D3, 0.30), (D4, 0.20)}
6	L1	VL2	{(D1, 0), (D2, 0.25), (D3, 0.30), (D4, 0.45)}
7	VL1	N2	{(D1, 0.30), (D2, 0.35), (D3, 0.25), (D4, 0.10)}
8	VL1	L2	{(D1, 0), (D2, 0.20), (D3, 0.30), (D4, 0.50)}
9	VL1	VL2	{(D1, 0), (D2, 0), (D3, 0), (D4, 1)}

### 3.2 BRB 优化结果

为了减小初始 BRB 中存在的主观偏差, 基于 2.2 节中所建立的 BRB 优化学习模型, 采用 25 组数据对初始 BRB 进行优化, 其中包括正常状态 10 组数据, 以及注意、异常、严重等其余状态各 5 组数据, 形成优化后的 BRB (表 8)。

表 8 优化后置信规则库  
Tab.8 Optimized belief rule base

规则权重	热点温度	有功功率	电抗器运行状态评价结果
0.551	N4	N5	{(D1, 0.893), (D2, 0.064), (D3, 0.027), (D4, 0.016)}
0.774	N4	L5	{(D1, 0.776), (D2, 0.130), (D3, 0.060), (D4, 0.034)}
0.239	N4	VL5	{(D1, 0.155), (D2, 0.214), (D3, 0.276), (D4, 0.355)}
0.628	H4	N5	{(D1, 0.718), (D2, 0.157), (D3, 0.074), (D4, 0.051)}
0.120	H4	L5	{(D1, 0.658), (D2, 0.195), (D3, 0.089), (D4, 0.058)}
0.211	H4	VL5	{(D1, 0.069), (D2, 0.124), (D3, 0.224), (D4, 0.583)}
0.182	VH4	N5	{(D1, 0.463), (D2, 0.242), (D3, 0.168), (D4, 0.127)}
0.331	VH4	L5	{(D1, 0.089), (D2, 0.142), (D3, 0.217), (D4, 0.552)}
0.613	VH4	VL5	{(D1, 0.011), (D2, 0.017), (D3, 0.043), (D4, 0.929)}

### 3.3 BRB 评估结果分析

利用包含 4 种运行状态等级的测试数据进行分析, 为了验证本文所采用的优化方法的有效性, 及基于小训练样本的评估模型的准确性, 与同样 25 组数据训练后的朴素贝叶斯分类器结果对比, 测试数据共 64 组, 状态分级结果见表 9。

表 9 状态分级结果  
Tab.9 Status grading results

状态分级	样本数量	正确数量		
		朴素贝叶斯	优化前 BRB	优化后 BRB
正常	16	14	12	16
注意	16	8	5	12
异常	16	10	8	13
严重	16	13	10	16

分类准确率的定义是预测正确的结果占总样本的百分比。如根据表 9 可以看出, 基于小训练样本优化后的 BRB 系统准确率为  $[(16+12+13+16)/64] \times 100\% = 89.06\%$ , 而优化前 BRB 的准确率仅为  $54.69\%$ , 此外, 加权朴素贝叶斯分类方法的准确率也仅为  $70.31\%$ 。通过实例分析, 证明本文所提的基于 BRB 的电抗器状态评估方法适用于电力系统现场状态评估, 能够准确识别电抗器运行状态。

## 4 结 论

本文开展了多工况下电抗器电气及温升特性试验, 建立了基于 BRB 的干式空心电抗器状态评估模型, 通过实例分析证明了模型的准确性和有效性。主要结论为:

1) 划分干式空心电抗器的运行工况及运行状态, 搭建多工况下电抗器电气及温升特性试验平台, 建立电抗器不同工况下有功功率和热点温升率数据样本集。

2) 为提高 BRB 状态评估模型的准确性, 对 BRB 模型参数进行优化, 并采用证据推理算法对 BRB 中的置信规则进行组合, 求解 BRB 系统的估计输出值。

3) 对 BRB 状态评估模型进行测试, 结果表明, 基于小训练样本的 BRB 状态评估模型准确率达到  $89.06\%$ 。该方法也可用于变压器、发电机等线圈类设备的状态评估。

### [参 考 文 献]

[1] 汪泉弟, 张艳, 李永明, 等. 干式空心电抗器周围工频磁场分布[J]. 电工技术学报, 2009, 24(1): 8-13.

- WANG Quandi, ZHANG Yan, LI Yongming, et al. The power frequency magnetic field distribution around dry-type air-core reactor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(1): 8-13.
- [2] 刘志刚, 王建华, 耿英三, 等. 干式空心电抗器磁场和电感的计算分析[J]. 高压电器, 2003, 39(3): 7-8.  
LIU Zhigang, WANG Jianhua, GENG Yingsan, et al. The calculation of magnetic field and inductance of dry-type air-core reactor[J]. High Voltage Apparatus, 2003, 39(3): 7-8.
- [3] 古亮, 刘肖光, 陈新岗, 等. 干式空心电抗器匝间短路汇流母排电流变化规律的研究[J]. 高压电器, 2018, 54(10): 145-150.  
GU Liang, LIU Xiaoguang, CHEN Xingang, et al. Research on current imbalance law of bus-bar caused by inter-turn short circuit of dry-type air-core reactor[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(10): 145-150.
- [4] 黄新波, 周岩, 朱永灿, 等. 干式空心电抗器匝间短路故障在线监测技术[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 150-155.  
HUANG Xinbo, ZHOU Yan, ZHU Yongcan, et al. Online monitoring technology of inter-turn short circuit fault of dry-type air-core reactor[J]. Power System Automation, 2019, 43(2): 150-155.
- [5] 赵春明, 敖明, 王永红, 等. 基于功率因数变化量的干式空心电抗器匝间短路故障在线监测方法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2020, 41(3): 87-93.  
ZHAO Chunming, AO Ming, WANG Yonghong, et al. Online monitoring method of inter-turn short circuit fault of dry-type air-core reactor based on power factor variation[J]. Power Capacitor and Reactive Power Compensation, 2020, 41(3): 87-93.
- [6] 陈国平, 王德林, 裘愉涛, 等. 继电保护面临的挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(16): 1-11.  
CHEN Guoping, WANG Delin, QIU Yutao, et al. Challenges and development prospects of relay protection technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(16): 1-11.
- [7] MIRANDA V, CASTRO ARG, LIMA S. Diagnosing faults in power transformers with auto associative neural networks and mean shift[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2013, 27(3): 1350-1357.
- [8] WEI C, TANG W, WU Q. Dissolved gas analysis method based on novel feature prioritisation and support vector machine[J]. Electric Power Applications Iet, 2014, 8(8): 320-328.
- [9] WANG D W, HE L X. A fault diagnosis model for power transformer using association rule mining-based on roughset[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 519/520: 1169-1172.
- [10] CHEN J Q, GUO K, LI Q Z. Application of three-ratio fault diagnosis rule based on belief rule base[J]. Advanced Materials Research, 2013, 677: 418-422.
- [11] 江秀臣, 盛戈皞. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1041-1050.  
JIANG Xiuchen, SHENG Gehao. Research and application of big data analysis of power equipment condition[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1041-1050.
- [12] 蒲天骄, 乔骥, 韩笑, 等. 人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 369-383.  
PU Tianjiao, QIAO Ji, HAN Xiao, et al. Research and application of artificial intelligence in operation and maintenance for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 369-383.
- [13] 廖瑞金, 王有元, 刘航, 等. 输变电设备状态评估方法的研究现状[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3454-3464.  
LIAO Ruijin, WANG Youyuan, LIU Hang, et al. Research status of condition assessment method for power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3454-3464.
- [14] 李刚, 张博, 赵文清, 等. 电力设备状态评估中的数据科学问题: 挑战与展望[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(21): 10-20.  
LI Gang, ZHANG Bo, ZHAO Wenqing, et al. Data science issues in state evaluation of power equipment: challenges and prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 10-20.
- [15] 唐文虎, 牛哲文, 赵柏宁, 等. 数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 2985-2999.  
TANG Wenhui, NIU Zhewen, ZHAO Boning, et al. Research and application of data-driven artificial intelligence technology for condition analysis of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 2985-2999.
- [16] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.
- [17] LU L, PESTOURIE R, YAO W, et al. Physics-informed neural networks with hard constraints for inverse design[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2021, 43(6): B1105-B1132.
- [18] 廖才波, 杨金鑫, 胡雄, 等. 数据与经验混合驱动下的变压器故障分层诊断方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(5): 1841-1850.  
LIAO Caibo, YANG Jinxin, HU Xiong, et al. Hierarchical diagnosis method for transformer faults driven by mixed data and experience[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1841-1850.
- [19] YANG J B, LIU J, WANG J, et al. Belief rule-base inference methodology using the evidential reasoning Approach-RIMER[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics: Part A, 2006, 36(2): 266-285.
- [20] 胡蓉, 易照云, 钱斌. 基于置信规则库的油浸式变压器故障诊断[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(9): 1000-1010.  
HU Rong, YI Zhaoyun, QIAN Bin. Fault diagnosis of oil-immersed transformer based on belief rule base[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2021, 47(9): 1000-1010.

(责任编辑 杜亚勤)