

CBR和RBR融合的牵引变压器运维策略

黄新波¹,刘成¹,张焯²,朱永灿¹

(1. 西安工程大学 电子信息学院,陕西 西安 710048;2. 西安电子科技大学 机电工程学院,陕西 西安 710126)

摘要:牵引变压器在运行中易受到高电压、大电流、机械应力及其他环境因素的影响而产生发热、放电、绝缘不良等故障,为了制定合理的运维检修策略从而提高运行中牵引变压器的故障处理水平,提出一种基于规则推理(RBR)和基于案例推理(CBR)融合的牵引变压器运维决策方法:利用RBR获取能反映牵引变压器状态的关键参数,并根据规则库的知识储备得到初步检修方案;设计案例检索算法在状态检修案例库中匹配相似案例,提取检修策略;根据RBR的初步方案对CBR结果进行修改与复用,综合得到最优运维策略,指导检修工作。收集了60例目标案例验证融合决策模型的准确性,结果表明平均决策准确率可达81.67%,且通过实验可判断源案例数量的增加与决策准确率之间呈正相关关系。

关键词:基于规则推理;基于案例推理;融合决策;牵引变压器;运维策略

中图分类号:TM 922.73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202002032

0 引言

牵引变压器是牵引供电系统中能量转换和传输的核心设备,其运行状态直接影响铁路的安全运行水平^[1]。运行中其复杂的绝缘结构易受到高电压、大电流、机械应力及其他环境因素的影响产生发热、放电、绝缘不良等故障,危及铁路运行安全。如果能在故障缓慢发展的过程中及时合理地进行运维,则可很好地杜绝故障的发生。因此,在满足电气化铁路高速重载技术要求的前提下,制定合理的运维策略,提高运行中设备的故障处理水平,对于提高供电可靠性而言意义重大^[2]。

目前,国内外学者对设备运维检修决策问题进行了大量的研究^[3],在基于模型和基于数据的决策方法上取得了一定的成果,如层次分析法、马尔科夫过程分析、逆高斯过程、机会策略等^[4-5]。这些方法均为定性的决策方法,理论上简化了问题的处理过程,但模型建立参数主要依靠经验选取,缺乏一定的修正机制,这在很大程度上限制了运维检修工作的科学性和可靠性。在人工智能时代,基于数据驱动的各类推理决策算法快速发展,基于规则推理RBR(Rule-Based Reasoning)、模糊推理、基于案例推理CBR(Case-Based Reasoning)等^[6-7]方法逐渐被用于解决一些工程决策问题^[8]。

在电气设备检修领域,现有的行业导则、标准等可以为RBR提供一定基础,但一些依赖于人为经验因素而无法被机器模拟的案例经验却不能得到很好

的借鉴。因此,本文提出一种RBR与CBR融合的运维决策方法,利用RBR获取参数及初步检修方案,设计案例检索算法在案例库中匹配相似案例,综合得到最优运维策略,指导检修工作。

1 CBR与RBR

1.1 CBR决策

CBR是一种开放体系的增量式学习归纳推理方法。常用CBR的周期性过程分为4个主要阶段^[9](简称为4R循环),其中的核心环节为案例检索。

1.1.1 案例表示与特征属性选择

CBR系统的基础在于案例表示,即对问题、情景和解决方案的描述,框架表示法^[10]常被用于表示此类经验性知识。此外,设备状态检修领域的很多属性通过自然语言来描述,知识内部的逻辑结构可以在框架的基础上得到更好的显示。

框架表示法通常按照“槽-侧面-值”的结构展开,槽与侧面、侧面与值不规定唯一对应关系。这些内容可根据具体需要进行选择,牵引变压器状态检修案例框架的一般结构以巴克斯范式BNF(Backus-Naur Form)表示,如表1所示。

案例之间的属性比较主要是类比槽3及槽4的各个子侧面,参考CBR中案例属性的分类方法将以上属性分为2类:

(1)可以用数值、区间数、字符等进行确定性表示的属性,如牵引变压器型号、电压等级、油中溶解气体含量、气体增长率、铁芯接地电流等;

(2)通过文本描述等模糊表示的属性,如油中溶解气体主要成分描述、外观检查情况、家族缺陷信息等。

所有属性信息通过调用牵引变压器的在线监测装置及人机交互界面获取。

收稿日期:2019-04-21;修回日期:2019-12-30

基金项目:陕西省重点研发计划资助项目(2018ZDXM-GY-040)

Project supported by the Key Research and Development Program of Shaanxi Province(2018ZDXM-GY-040)

表 1 案例框架的 BNF 表示
Table 1 BNF representation of case framework

框架名	侧面值		
槽 1:案例编号	29		
槽 2:案例类别	发热性故障		
槽 3:基本信息属性	侧面 31:制造厂家	中山 ABB 变压器有限公司...	
	侧面 32:出场序号	1506074	
槽 4:案例状态量属性	侧面 41:本体	侧面 4101:油中溶解气体	油色谱分析结果为高温过热,总烃、乙炔超标,烃类气体组分中甲烷、乙烷、乙炔较多
		侧面 4102:绕组温度	正常
		侧面 4103:铁芯电流	4.3 A
		侧面 4104:局部放电	正常
	
		侧面 42:套管	...
		侧面 43:冷却器系统	...
	侧面 44:分接开关	...	
	侧面 45:非电量保护	...	
槽 5:故障原因	铁芯多点接地引起内部高温过热		
槽 6:检修策略	加装限流电阻,将接地电流控制在 100 MA 以下,并适时安排停电现场处理,排除接地点		

1.1.2 案例检索算法

CBR 系统的核心功能在于其从案例库中检索出相似案例的效率与准确率。案例检索方式采用相似度量度的方法,相似度计算方法的合理性决定了案例检索的效率和速度。

(1)属性相似度。

设目标案例为 T ,源案例为 R ,分别对确定性表示属性与模糊性表示属性定义相似度计算方法。

1)对于确定性表示属性,如“220 kV、0.1 A、1 000 Ω ”等,用海明距离度量它们之间的相似度:

$$s_{sim}(T_f, R_f) = 1 - \frac{|t_f - r_f|}{|P_{fmax} - P_{fmin}|} \quad (1)$$

其中, $s_{sim}(T_f, R_f)$ 为案例 T 和 R 的第 f 个属性的相似度,取值范围为 $[0, 1]$,如果 $|s_{sim}(T_f, R_f)| \gg 1$,则 $s_{sim}(T_f, R_f) = 1$; t_f, r_f 分别为案例 T 和 R 的第 f 个属性的值;对于确定数属性 CN(Certain Number), P_{fmax} 和 P_{fmin} 分别为第 f 个属性的最大值和最小值;对于确定符号属性 CS(Certain Symbol),若 $t_f = r_f$,则 2 个属性完全相同,否则为完全不同。

2)模糊性表示属性,如“油中溶解气体分析高温过热、疑似家族缺陷、外观检查良好”等,这类属性中有很多重复数据直接影响分析结果^[11],因此,本文采用 SimHash 算法^[12]对此类信息进行预处理并度量其相似度。假设案例中第 f 个属性为描述性文本,算法应用过程如下。

a. 文本分词。对属性分词形成有效特征单词集合 $\{W_1, W_2, \dots, W_n\}$,并为每个有效特征单词赋予权重 ω_i, ω_i 由专家经验(德尔菲法)确定^[13]。

b. Hash 映射变换。通过 Hash 算法把有效特征

单词转换为签名值,得到集合 $\{H_1, H_2, \dots, H_n\}$,其中 H_1, H_2, \dots, H_n 为 64 位的 Hash 数字串(由 Hash 函数产生),由此可将描述性文本转换为数字计算其相似度。

c. Hash 数字串加权合并。将权重 ω_i 赋给由步骤 b 生成的签名数据,得到加权后的签名值,将签名值进行累加,可得到一个 64 位未降维的 SimHash 序列串 $\{h_{sim_1}, h_{sim_2}, \dots, h_{sim_{64}}\}$,其中 $h_{sim_j} = \sum_{i=1}^n \omega_i H_{ij}$, H_{ij} 为第 i 个有效特征单词签名值 H_i 的第 j 位。

d. 序列串降维。将步骤 c 所得 SimHash 序列串降维成 01 串,形成最终的 SimHash 签名 $s_f = (s_1, s_2, \dots, s_{64})$,其中 $s_j = \text{redu}(h_{sim_j}) = \begin{cases} 0 & h_{sim_j} \leq 0 \\ 1 & h_{sim_j} > 0 \end{cases}$

e. 相似度度量。将不同 SimHash 序列串的 01 串对应的位置相异的数目定义为 SimHash 序列串的汉明距离,对汉明距离结果进行归一化处理得到相似度。对于案例 T 和 R 同一属性的 SimHash 值的相似度计算如下:

$$s_{sim}(T_f, R_f) = s_{sim}(s_t, s_r) = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{64} (s_{tk} \oplus s_{rk})}{64} \quad (2)$$

其中, $s_{sim}(T_f, R_f)$ 为目标案例与源案例第 f 个属性的相似度; $s_{sim}(s_t, s_r)$ 为 s_t, s_r 的相似度; s_t, s_r 分别为案例 T 和 R 同一属性的 SimHash 序列串的 01 串, s_{tk}, s_{rk} 分别为 s_t, s_r 的第 k 位数值;“ \oplus ”表示异或运算;64 是本文采用的 Hash 函数处理文本后得到的 01 串的位数。

(2)案例全局相似度。

计算出各特征属性的相似度后,采用 K 近邻 KNN(K-Nearest Neighbor)算法计算全局相似度,即:

$$S_{\text{sim}}(T, R) = \sum_{f=1}^x \lambda_f s_{\text{sim}}(T_f, R_f) \quad (3)$$

其中, $S_{\text{sim}}(T, R)$ 为案例全局相似度; x 为案例的特征属性个数; λ_f 为案例第 f 个的权重值, 系统根据导则给出初始值^[14], x 个属性的权重值之和为 1。

1.2 RBR 决策

RBR 将获取的知识以规则的形式表示, 通过匹配和推断知识获得问题的求解方案。一般认为规则知识库、推理机和全局数据库构成一个完整的 RBR 系统^[15]。

(1) 规则库的构建。

由于通过产生式规则能够很好地模拟人类专家求解问题的思维方式, 且该方法的计算机语言表达和控制相对简便, 因此, RBR 中的知识表示一般采用产生式规则法。牵引变压器运维决策即可抽象为这样的问题求解过程, 设备状态为前提条件, 而故障原因及运维策略即为结论, 二者之间的因果联系通过 if 和 then 的形式相连接。

以《电力变压器检修导则》等行业标准为基础, 本文根据产生式规则定义, 构建以“变量-标准-规则”为体系的 3 级知识规则库。其中, 1.1.1 节确定的所有子侧面(油中溶解气体、接地电流、直流电阻等)即为变量性知识, 构成规则库的底层; 导则中涉及的状态量之间的联系确定为标准性知识; 而标准性知识与事实之间的关联用如下规则表示:

```

If 条件1 and 条件2 and ... and 条件M
<条件满足>
Then 结论1 and 结论2 and ... and 结论M
<执行动作>
end if

```

(2) 推理机决策过程。

推理机工作模式主要有正向推理和逆向推理 2 种^[16], 推理即在初始事实和目标状态之间进行路径搜索的过程。考虑到目前牵引变压器状态检修领域的研究基础, 本文采用正向推理模式、深度优先搜索的策略, 推理流程图见附录 A 中的图 A1, RBR 的人机交互过程如下:

a. 输入特征属性, 根据初步分析结果自动选择故障类型集, 调用规则库判断规则的前提为是否与唯一结论相对应, 如果对应则直接输出结论, 即牵引变压器的故障内因与检修方案;

b. 若现有前件部分在规则库中可匹配出多项规则, 则根据匹配结果, 给出后续分析必须的特征属性, 并按照试验复杂度与权重对必须属性进行排序, 为用户生成“建议增加某项电气试验, 并上传数据”的决策;

c. 完善属性信息后, 再次查询规则库, 根据“If 前提条件, Then 结论”得到牵引变压器故障内因与

检修方案。

1.3 融合决策原理

一般情况下, 当运行中牵引变压器的某个状态量发生异常时, 运维人员将第一时间对变压器油进行取样色谱分析, 判断故障性质, 同时持续跟踪色谱状态; 然后, 进行相关带电检测试验及常规检查, 必要时还会根据故障性质优先安排某项停电电气试验, 获取状态信息; 最后, 运维人员将根据相关检修导则及规程对牵引变压器状态信息进行分析, 参考专家的经验确定故障原因, 给出检修策略, 专家也可以从中不断丰富自身经验^[17]。

从检修决策过程来看, 专家结合状态量和自身经验给出决策的过程即为一个完整的案例, 导则和规程即规则, 专家经验的充实过程则为案例库的学习更新过程, 从而完全可以将检修决策过程转换为机器学习模型来实现。本文设计了 RBR-CBR 的融合模型应用于牵引变压器的运维决策中, 基于对检修决策过程的分析的融合决策模型处理步骤如下, 总体架构设计图见附录 A 中的图 A2。

(1) 通过在线监测装置及人机交互界面采集牵引变压器的状态信息。

(2) 采用油中溶解气体分析(DGA)法等初级诊断分析方法判断变压器的故障类型。

(3) 根据“不同类型的故障其原因可通过不同的电气辅助试验结果反映”的原理, 调用 RBR 规则库生成建议: 推荐用户增加某项电气试验并完善数据。

(4) 重复步骤(3)直至 RBR 可根据现有状态量确定故障原因及检修策略。

(5) 将步骤(4)获取的所有状态量信息输入 CBR, 通过案例检索算法获得相似度大于阈值的最匹配源案例, 若最大相似度小于阈值, 则转入步骤(8)。

(6) 获取源案例的原因及策略, 利用 RBR 结果及规则库知识对其进行修正。

(7) 输出案例修正后的故障原因及检修策略。

(8) 输出 RBR 结论及最大相似度案例, 并提示案例相似度水平, 建议专家修正或复检。

2 牵引变压器运维决策模型建立

牵引变压器的运维检修涉及本体、套管、分接开关、油泵、冷却器等多个部件, 为了叙述简便, 本节选取在牵引变压器中占据最大权重的本体的故障检修过程进行分析。目标案例 T 的部分属性为已知量, 详见附录 A 中的表 A1。

2.1 案例表示及特征属性选择

案例表示按照 1.1 节所示框架形式展开。根据《油浸式变压器状态评价导则》, 表 1 中槽 4 侧面 41 中包含 61 个侧面, 每个侧面可能拥有若干个值。现场调研发现, 除了温度、油位、外观检查(包括渗油、

漏油、外绝缘放电等肉眼可见的异常状态)这几类直观反映牵引变压器故障状态的属性外,目前对变压器内部缺陷进行检测与分析中比较成熟、有效的方法为DGA法,即通过特征气体法、三比值法等对故障性质进行初步分析,但DGA法无法精确定位故障部位,需要将带大负荷试验、油质分析和电气试验等结合起来进行综合分析,并同时考虑设备运行和检修情况,才能精确定位故障部位,进行合理决策^[18]。因此,本文选取油中溶解气体、温度、油位、外观检查的任意组合作为后续推理决策的必要不充分条件。

2.2 应用RBR的检修预案

基于RBR的检修预案生成,以上述步骤的案例基本特征属性、规则库为输入与依据,为辅助试验数据采集提供技术支持,并根据现有规则生成初步检修方案。按照上述流程设计,RBR模块工作流程如下。

(1)考虑到牵引变压器近期运行工况良好,且油中溶解气体试验数据未见其他异常变化趋势,为了深入分析原因需要获取更多特征属性。规则R-68显示:If DGA="过热性故障",Then推荐依次进行铁芯接地电流测试、局部放电测试、绕组直流电阻测试、铁芯绝缘电阻测试、变压器空载试验、油箱表面温度分布及套管接头温度测试、油泵及水冷却器检查试验。

(2)通过人机交互界面获取上述特征属性信息,如表A1中的阴影部分所示。调用规则库“If铁芯接地电流>0.1 A &&铁芯绝缘电阻<100 MΩ,Then铁芯多点接地”,规则库提供检修策略B,即根据变压器故障处理规程,确定变压器内部发热由铁芯多点接地引起,建议加装限流电阻,将接地电流控制在100 mA以下,并适时安排停电现场处理,消除接地点。

2.3 CBR案例库检索

这里将RBR获得的决定牵引变压器故障状态及原因的特征属性输入CBR系统中,采用1.1节的算法在案例库中检索相似度高的源案例,过程如下。

(1)计算案例*T*和*R*的局部相似度。

1)利用式(1)计算确定性表示的属性相似度。

a. 侧面31:制造厂家。

已知 t_{31} ="沈阳变电厂", r_{31} ="中山ABB变压器有限公司", $t_{31} \neq r_{31}$,则 $s_{\text{sim}}(T_{31}, R_{31}) = 0$;

b. 侧面4103:铁芯电流。

已知 $t_{4103}=5.8$, $r_{4103}=4.3$, $P_{4103\text{max}}=0.2$, $P_{4103\text{min}}=0.1$,则根据式(1)有:

$$s_{\text{sim}}(T_{4103}, R_{4103}) = 1 - \frac{|t_{4103} - r_{4103}|}{|P_{4103\text{max}} - P_{4103\text{min}}|} = -14$$

由于 $|s_{\text{sim}}(T_{4103}, R_{4103})| \gg 1$,则 $s_{\text{sim}}(T_{4103}, R_{4103})=1$ 。

2)利用式(2)计算模糊性表示属性的相似度。

已知 t_{4101} =油色谱分析为高温过热,总烃超标,检测出乙炔,烃类气体组分中甲烷、乙炔较多; r_{4101} =油色谱分析为高温过热,总烃、乙炔超标,烃类气体组分中甲烷、乙烷、乙炔较多。

采用SimHash算法处理 t_{4101} 信息的过程如附录A中的图A3所示。

由图A3可知 $s_{t_{4101}} = \{0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1\}$ 。

同理可得 $s_{r_{4101}} = \{0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1\}$ 。

根据式(2),侧面4101的相似度为:

$$s_{\text{sim}}(T_{4101}, R_{4101}) = s_{\text{sim}}(s_{t_{4101}}, s_{r_{4101}}) = \frac{\sum_{k=1}^{64} (s_{t_{4101k}} \oplus s_{r_{4101k}})}{64} = 0.84375$$

同理,可得目标案例与源案例不同侧面的局部相似度,结果如表2所示。

(2)利用式(3)计算*T*和*R*在槽4的相似度及全局相似度。

$$S_{\text{sim}}(T, R_i) = \sum_{f=1}^n \lambda_f s_{\text{sim}}(T_f, R_{if}) = 0.2907 \times 0.8438 + 0.1163 \times 1 + \dots + 0.0155 \times 1 = 0.9435$$

其中, $s_{\text{sim}}(T_f, R_{if})$ 为目标案例*T*与第*i*个源案例*R_i*关于属性*f*的相似度。重复上述过程,可求解出目标案例*T*与所有源案例的相似度,按照相似度大小对源案例进行排序,并根据阈值检索显示出相似案例(根据多次对本文样本进行实验判断,得出小样本下阈值取为90%较为合理)。若用户对检索结果满意,则直接复用相似案例的检修策略,否则输出当下最高相似度的案例及相似水平,为用户修正复用提供参考。

2.4 案例修正与复用

针对牵引变压器状态检修工作的原则和特点,本文选取以下2种方法指导相似度不高的案例进行修正。

(1)RBR。

通过对规则知识库的不断学习以及专家知识的不断积累,生成了基于RBR的检修决策方案,在需要时进行调用供专家在调整解决方案时进行参考。

(2)次相似案例参考。

在案例检索的过程中,对所有源案例与目标案例的相似度进行排序的原因是与目标案例比较接近的源案例中采用的运维策略也可能对新问题有参考

表2 目标案例与源案例局部相似度计算结果

Table 2 Calculative results of local similarity between target case and source case

编号	属性名称	在本体中所占权重	目标案例T	源案例R	属性相似度
1	油中溶解气体	0.2907	油色谱分析结果为高温过热,总烃超标,检测出乙炔,烃类气体组分中甲烷、乙烯较多	油色谱分析结果为高温过热,总烃、乙炔超标,烃类气体组分中甲烷、乙烷、乙烯较多	0.84
2	直流电阻	0.1163	正常	正常	1
3	绕组介质损耗因数	0.0498	0.30%	0.14%	0.8
4	绕组频谱、短路阻抗	0.0664	相同	相同	1
5	局部放电测试	0.0116	正常	正常	1
6	铁芯绝缘电阻和接地电流	0.0240	0,5.8 A	0,4.3 A	1
7	泄漏电流	0.0167	0.8 A,无变化	0.83 A,无变化	1
8	绕组绝缘电阻的吸收比或极化指数	0.0066	null	null	1
9	恢复电压	0.0166	null	null	1
10	绕组温度	0.0116	686 ℃	503 ℃	1
11	绝缘油击穿电压与介损	0.2829	null	null	1
12	顶层油温、油位和油箱温度	0.0913	null	null	1
13	表面锈蚀程度:密封、油漆	0.0155	金属膨胀器完好,密封良好,无渗油、漏油现象,表面漆层完好,无锈蚀现象	金属膨胀器完好,密封良好,无渗油漏油现象,表面漆层完好,无锈蚀现象	1

意义,尤其是目标案例中存在一些模棱两可的状态描述属性时,可借鉴程度更高。

3 融合模型性能分析

本文统计了近3年来牵引变压器状态检修数据,选取60个案例作为目标案例,其中DGA结果为异常(后文简称为“DGA异常”)与DGA结果为正常(后文简称为“DGA正常”)的案例各30个,采用融合决策模型对2组案例分别进行分析,由运维部门专家判断模型输出策略是否准确有效,并计算决策准确率。准确率定义如下:

$$\eta = \frac{m}{N} \times 100\%$$

其中, m 为运维部门判定准确性为“一致”的案例数量; N 为实验中的目标案例数量,本文中 $N=60$ 。

部分数据测试结果见附录A中的表A2,表中阴影区域为模型输出结果与实际检修策略结果(传统专家分析所得结果)的对比。融合模型决策准确率如表3所示,2种案例的决策准确率平均值为81.665%。

表3 融合模型决策准确率

Table 3 Decision accuracy of fusion model

案例	决策准确率/%	案例	决策准确率/%
DGA异常	90.00	DGA异常	73.33

由表A2、表3可知,对于DGA异常的案例,本文提出的融合决策模型可以为用户提供较为准确的检修策略,决策准确率可达90%。其中案例3的判定

结果为不一致,经分析发现与牵引变压器10 kV出线近区发生的一次三相接地短路事故有关,事故对设备造成了较大冲击,导致油中溶解气体异常,但设备内部绝缘没有经历不可恢复性伤害。融合决策模型忽略了非自身事故的影响性,仅从设备本身分析异常状态,导致过高地估计了故障水平。

采用本文模型对DGA正常的故障案例制定检修决策的准确率相比DGA异常案例降低了16.67%。分析决策失误的案例发现,本文模型对图形信息(如局放图谱)、历史运行平稳状态等不够敏感,导致在决策过程中出现偏差,推测其原因为:模型设计中希望CBR发挥主体作用,但由于行业特殊性,一些监测厂家的数据接口不一致,数据不公开、不共享,使得目前行业内积累的完整的案例数量有限,而RBR不仅是获取状态量的理论依据,更是案例修正的关键依据,如此生成的策略就会更偏向于规则库中的固定知识,对牵引变压器状态检修决策过程复杂性的考虑欠缺。

为了验证上述推测,在牵引变压器状态检修案例数量有限的情况下,从上述案例中选取30个案例作为验证实验的目标案例,依次递减案例库中源案例的数量,采用融合决策模型对案例进行分析,得到决策准确率变化趋势如图1所示。

由图1可以看出,案例数量的多少对DGA法能够反映异常状态类的案例影响不大,决策准确率基本可以保持在平均水平以上;但对于DGA正常的故障案例,案例库的规模严重影响其决策准确率,变化

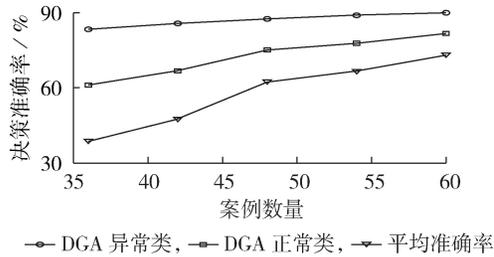


图1 决策准确率随源案例数量的变化曲线

Fig.1 Curve of decision accuracy vs. number of source cases

趋势基本符合上文推测。由于行业现状的限制,上述实验仅完成了初步趋势判断,若需要完全验证推测的合理性,应该在其基础上增加案例库中的故障案例数量,计算决策准确率。

此外,决策模型的性能分析还应包含决策效率的对比,就本文融合模型而言,其决策效率主要取决于规则匹配及案例相似度匹配的运行时间。目前实验过程中案例数量少、案例库小,运行时间分析参考价值不足,后续深入研究中将着力提升算法效率。

在现有数据集的基础上可以得出,本文提出的融合决策模型在故障初期有较大的实际意义,提供的检修决策准确率至少可达到81.665%,为牵引变压器的运维工作提供了科学、合理的参考,有利于智能运维的逐步发展。

4 结论

(1)研究了牵引变压器状态检修过程特点,将RBR和CBR融合的推理技术应用于牵引变压器运维策略的制定中,确定了案例的表示方法、规则,建立了状态检修案例库、检修规则库和辅助数据库;

(2)建立了基于RBR-CBR融合的牵引变压器状态检修决策支持体系,可实现状态检修过程中经验与知识相结合的决策思路,解决了现有检修模式中过分依赖运维人员专业技能的问题,提高了牵引变压器故障检修效率与可靠性;

(3)通过现有案例库对检修决策体系的结论进行验证,决策准确率至少可达81.665%,实验结果表明,该方法在牵引变压器运维策略制定中具有较高的准确性,为智能运维体系建设提供了新的思路。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 冯珂,林圣,孙小军,等. 考虑高速铁路负荷特性的牵引变压器可靠性评估[J]. 铁道学报,2017,39(8):62-69.
FENG Ding, LIN Sheng, SUN Xiaojun, et al. Reliability assessment for traction transformer considering load characteristics of high-speed railway[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(8): 62-69.

[2] 袁野,王慧芳,应高亮,等. 基于最小累积风险度的电网等风险检修决策[J]. 电力自动化设备,2017,37(11):151-155.

YUAN Ye, WANG Huifang, YING Gaoliang, et al. Equal risk maintenance decision for power grid based on minimum cumulative risk[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(11): 151-155.

[3] 王玉磊,应黎明,陶海洋,等. 基于效能-成本的智能变电站二次设备运维策略优化[J]. 电力自动化设备,2016,36(6):182-188.
WANG Yulei, YING Liming, TAO Haiyang, et al. Operation-maintenance strategy optimization based on efficiency-cost sensitivity analysis for secondary equipment of intelligent substation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(6): 182-188.

[4] 徐铭铭,曹文思,姚森,等. 基于模糊层次分析法的配电网重复多次停电风险评估[J]. 电力自动化设备,2018,38(10):19-25,31.
XU Mingming, CAO Wensi, YAO Sen, et al. Risk assessment of repeated multiple blackouts for distribution network based on fuzzy AHP[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(10): 19-25, 31.

[5] 张奥,林圣,冯珂,等. 基于马尔可夫过程的牵引供电设备维修决策模型及其应用[J]. 铁道学报,2017,39(11):38-45.
ZHANG Ao, LIN Sheng, FENG Ding, et al. Maintenance decision-making model based on Markov process for traction power supply equipment and its application[J]. Journal of the China Railway Society, 2017, 39(11): 38-45.

[6] 裴峥,杜亚军,伊良忠. 概率信息系统中扩展决策规则的决策推理[J]. 西南交通大学学报,2006,41(1):131-134.
PEI Zheng, DU Yajun, YIN Liangzhong. Decision inference based on extended decision rules of probabilistic information system[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2006, 41(1): 131-134.

[7] 刘新东,江全元,曹一家,等. 基于风险理论和模糊推理的电力系统暂态安全风险评估[J]. 电力自动化设备,2009,29(2):15-20.
LIU Xindong, JIANG Quanyuan, CAO Yijia, et al. Transient security risk assessment of power system based on risk theory and fuzzy reasoning[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(2): 15-20.

[8] 黄新波,李文君子,宋桐,等. 采用遗传算法优化装袋分类回归树组合算法的变压器故障诊断[J]. 高电压技术,2016,42(5):1617-1623.
HUANG Xinbo, LI Wenjunzi, SONG Tong, et al. Application of Bagging-CART algorithm optimized by genetic algorithm in transformer fault diagnosis[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(5): 1617-1623.

[9] AAMODT A, PLAZA E. Case-based reasoning: foundational issues, methodological variations, and system approaches[J]. AI Communications, 1994, 7(1): 39-59.

[10] 陈栋,吴保国,刘建成,等. 基于框架表示法的森林经营知识服务系统设计与实现[J]. 浙江农林大学学报,2017,34(3):491-500.
CHEN Dong, WU Baoguo, LIU Jiancheng, et al. Design and implementation of forest management knowledge service system based on framework representation[J]. Journal of Zhejiang A & F University, 2017, 34(3): 491-500.

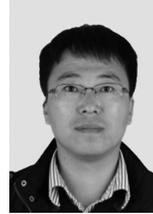
[11] MANKU G S, JAIN A, DAS SARMA A. Detecting near-duplicates for web crawling[C]//International Conference on World Wide Web. Banff, Alberta, Canada: ACM, 2007: 141-149.

[12] CHARIKAR M S. Similarity estimation techniques from rounding algorithms [C]//Proceedings of the 34th Annual ACM Symposium on Theory of Computing. Montréal, Québec, Canada: ACM, 2002: 380.

[13] 丁笑舒. 相似度计算中的权重确定方法文献综述[J]. 计算机

- 光盘软件与应用,2015,18(2):106,108.
DING Xiaoshu. A literature review of weight determination methods in similarity computing[J]. Computer CD Software and Applications,2015,18(2):106,108.
- [14] 国家能源局. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则:DL/T 1685—2017[S]. 北京:中国电力出版社,2017.
- [15] 官赛萍,靳小龙,贾岩涛,等. 面向知识图谱的知识推理研究进展[J]. 软件学报,2018,29(10):2966-2994.
GUAN Saiping, JIN Xiaolong, JIA Yantao, et al. Knowledge reasoning over knowledge graph: a survey[J]. Journal of Software,2018,29(10):2966-2994.
- [16] 文天柱,许爱强,王怡苹. 基于可拓规则推理的故障诊断方法[J]. 北京航空航天大学学报,2016,42(3):506-513.
WEN Tianzhu, XU Aiqiang, WANG Yiping. Fault diagnosis method based on extension rule-based reasoning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2016,42(3):506-513.
- [17] 黄新波,程荣贵,蔡伟,等. 变电设备在线监测与故障诊断[M]. 北京:中国电力出版社,2010:49-58.
- [18] 李刚,于长海,范辉,等. 基于多级决策融合模型的电力变压器故障深度诊断方法[J]. 电力自动化设备,2017,37(11):138-144.
LI Gang, YU Changhai, FAN Hui, et al. Deep fault diagnosis of power transformer based on multilevel decision fusion model[J]. Electric Power Automation Equipment,2017,37(11):138-144.

作者简介:



黄新波

黄新波(1975—),男,山东海阳人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(E-mail: huangxb1975@163.com);

刘成(1995—),女,陕西商洛人,硕士研究生,主要研究方向为智能电网在线监测与故障诊断(E-mail: chenger_mail@163.com)。

(编辑 任思思)

Operation and maintenance strategy of traction transformer based on CBR and RBR

HUANG Xinbo¹, LIU Cheng¹, ZHANG Ye², ZHU Yongcan¹

(1. School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. School of Mechano-Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710126, China)

Abstract: Traction transformer is vulnerable to high voltage, high current, mechanical stress and other environmental factors, which may cause heating, discharging, poor insulation and other faults. In order to formulate a reasonable operation and maintenance strategy to improve the level of fault treatment of traction transformer in operation, a decision-making method based on RBR (Rule-Based Reasoning) and CBR (Case-Based Reasoning) for operation and maintenance of traction transformer is proposed. Firstly, all the key parameters reflecting the state of traction transformer are acquired by RBR, and the initial maintenance scheme is obtained according to the knowledge of rule base. Then case retrieval algorithm is designed to match the similar case in the existing condition-based maintenance case base, and the maintenance strategy can be extracted. Finally, case retrieval results are modified and reused according to the preliminary scheme of RBR, and the optimal operation and maintenance strategy is synthesized to guide the maintenance work. 60 cases are collected to verify the accuracy of the fusion decision-making model, the results show that the average decision-making accuracy can reach 81.67%. Through experiments, it can be judged that the increase of the number of source cases is positively correlated with the decision-making accuracy.

Key words: rule-based reasoning; case-based reasoning; fusion decision; traction transformer; operation and maintenance strategy

附录

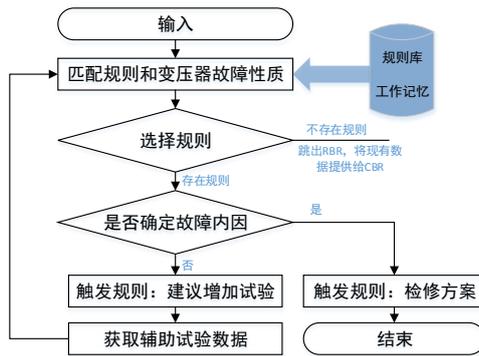


图 A1 RBR 决策模型的框架设计

Fig.A1 Framework design of RBR decision model

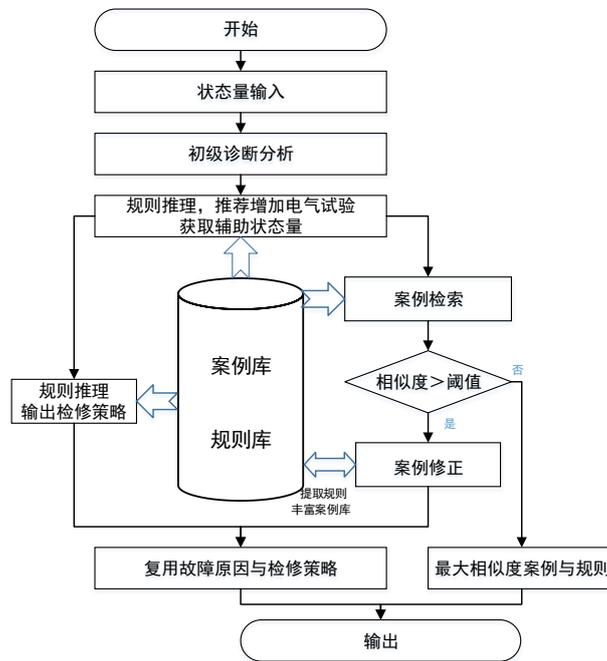


图 A2 RBR-CBR 融合决策模型的框架设计

Fig.A2 Framework design of RBR-CBR fusion decision model

