

基于灰色关联分析算法的变压器预警研究

刘娟¹, 鲁丽萍¹, 鞠登峰¹, 邹丹平¹, 张鹏², 邵梦雨², 齐波²

(1. 国网电力科学研究院有限公司, 北京 100193;

2. 新能源电力系统国家重点实验室(华北电力大学), 北京 102206)

摘要: 变压器是电力系统中的重要枢纽设备, 其运行状态直接关系电力系统的安全稳定。目前, 对变压器的预警主要依赖状态量的阈值比较法实现, 对于异常数据较为敏感, 预警准确率较低。为了解决上述问题, 该文利用灰色关联分析方法在多状态量关联关系挖掘方面的优势对变压器状态量进行分析, 提出了基于灰色关联分析算法的变压器预警方法。首先, 对能够反映变压器运行状态的关键状态量进行梳理; 之后, 利用传统导则对关键状态量进行初步研判, 利用灰色关联分析计算状态量之间的关联度, 并基于关联度进行排序; 根据状态量的异常情况, 确定需要重点关注的状态量, 以及与该异常状态量密切关联的其他状态量; 最后, 根据状态量的关联度变化趋势确定缺陷或故障类型。现场的实例表明, 该方法从状态量监测数据中挖掘关联关系变化规律, 实现了对变压器缺陷的准确预警, 预警准确率可达 90.00%。基于灰色关联规则挖掘的变压器预警方法解决了传统预警方法准确率低的问题, 可为现场运维检修工作提供有力支撑。

关键词: 变压器; 关联规则; 关联关系; 灰色关联分析; 变压器预警

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2022)10-0215-06

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2022.10.035

Research on Transformer Early Warning Based on Grey Relational Analysis Algorithm

LIU Juan¹, LU Li-ping¹, JU Deng-feng¹, ZOU Dan-ping¹, ZHANG Peng²,
SHAO Meng-yu², QI Bo²

(1. State Grid Electric Power Research Institute, Beijing 100193, China;

2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources
(North China Electric Power University), Beijing 102206, China)

Abstract: Transformer is an important hub device in the transmission system, and its operating status is directly related to the safety and stability of the power system. At present, the early warning of transformers mainly relies on the threshold comparison method of state variables, which is more sensitive to abnormal data. The early warning accuracy rate is low. In order to solve the above problem, we analyze the transformer state quantity by using the advantage of grey correlation analysis method in mining the association relation of multi-state quantity, and put forward a transformer early warning method based on grey correlation analysis algorithm. Firstly, the critical state variables that can reflect the operating state of the transformer are sorted out. Secondly, the traditional guide method is used to make preliminary judgments on the critical state variables, and the gray correlation analysis method is used to calculate the correlation between the state variables. Then, the state variables are sorted based on the degree of relevance. According to the abnormal situation, the state variable to be paid attention to and the state variables closely related to the abnormal state variable are determined. Finally, the defect or failure of the transformer is determined according to the change of the state variables relevance degree. Actual examples show that the proposed method mines the relationship change the law from the state variable monitoring data, and realizes accurate early warning of transformer defects, and the early warning accuracy rate can reach 90.00%. The transformer early warning method based on gray association rule mining solves the low accuracy of traditional early warning, which can provide strong support for on-site operation and maintenance work.

Key words: transformer; association rules; association relationship; grey correlation analysis; transformer warning

收稿日期: 2021-11-08

修回日期: 2022-03-10

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(省部级)(5400-201918145A-0-0-00)

作者简介: 刘娟(1978-), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为设备状态监测、智能用电; 通讯作者: 齐波(1980-), 男, 博士, 教授, 博导, 研究方向为电力设备在线监测与故障诊断。

0 引言

变压器是输电系统的重要枢纽设备,变压器故障已经成为影响直流输电系统可靠性的主要因素^[1]。近年来,随着“状态监测”和“状态检修”技术的快速发展,通过安装相应的传感装置实时获取变压器运行过程中的各种状态参量^[2],从而判断变压器的运行状态的方式已经被广泛应用。然而,在现有的变压器在线监测预警系统中,仍然采用阈值判断的方法来实现预警,即将获得的状态量与预设阈值进行比较获取结果^[3-4]。这种方法只关注某一个或者某一类状态量的绝对值和变化值,却忽略了同一台设备不同类型状态量之间的关联关系。在实际运行中,潜伏性故障的存在会导致多种相关的状态量出现缓慢的变化,而仅仅通过关注单个或单一种类状态量的变化,很容易造成漏判,从而导致潜伏性故障持续发展,造成设备停运,造成巨大的经济损失。关联分析算法作为挖掘不同状态量之间关系的重要手段^[5-6],已经在入侵监测^[7]、任务分配^[8]、噪声滤波^[9]、等多个领域得到了很好的应用。因此,将关联分析方法应用于变压器预警领域,分析各个状态量之间的关联关系,把握关联状态量之间的变化趋势,对于保证变压器的安全稳定运行具有重要意义。

目前,针对变压器状态预警的研究取得了一些进展。国家电网公司提出的油浸式变压器(电抗器)状态评价导则以及状态检修导则将变压器(电抗器)的状态划分为正常、注意、异常和严重四个等级^[10-11],然而上述导则并没有讨论变压器状态量之间的关系。文献[12-13]采用 Apriori 算法从电力变压器信息中生成决策规则,基于知识库和推理规则实现变压器故障的诊断。文献[14]基于 Apriori 算法挖掘变压器不同状态之间的关联规则,利用状态转换矩阵预测变压器的状态。文献[15]用 Apriori 算法找出影响配电变压器过载的因素并利用长短期记忆网络建立过载预测模型。文献[16]分析了换流变压器、换流阀、滤波器等核心设备的性能指标,梳理了各个设备的状态量,然而并没有讨论单个设备状态量之间的关联关系以及不同设备之间的关联关系。文献[17]定性分析了换流变压器的输送功率与铁心接地电流全电流和基波电流之间的关联关系,但是忽略了其他状态量。文献[18]对电力变压器典型状态量故障类型与故障征兆进行双向推演和关联规则挖掘,建立故障诊断模型和案例检索系统。该文献仅基于已有的故障案例分析状态量故障类型与故障征兆的关系,缺乏全面性。文献[19]基于改进的 Apriori 算法挖掘连续性参数与变压器抗短路能力的关联规则,没有涉及多参数之间的关联关系研究。文献[20]基于模糊关联规则对变压器故障进行

诊断,确定各个状态与故障类型之间的关联关系。文献[21]利用优化的 Apriori 算法挖掘故障类型与油中溶解气体之间的关联关系实现对变压器故障的诊断。文献[22]基于利用 TOPSIS 算法和灰色关联分析法获取设备与故障类型间的贴适度实现状态判断。文献[23-24]均利用 Apriori 算法挖掘变压器故障与关键状态量之间的关系。文献[25]基于变压器状态量与变压器运行状态之间的关联关系建立基于云 - Petri 网的变压器状态分析模型。上述文献均侧重于构建状态量与故障类型之间的映射关系,并不涉及多状态量关联分析。

综上所述,现有针对变压器的关联分析研究均是基于已有的监测数据以及故障案例数据建立变压器的状态量与故障类型之间的关联关系,并进一步构建评价模型实现对变压器运行状态的预警。获取的关联规则泛化能力较差,无法做到实时更新,无法准确、全面地获取变压器状态量与故障类型之间的关联关系。

因此,为了弥补上述问题,该文基于变压器各个状态量的实时数据流,利用灰色关联分析方法实时分析各个状态量之间的关联关系,挖掘状态量内在的关系,获取能够反映变压器运行规律的状态量,并基于状态量间的关联关系的变化特征进行预警。利用灰色关联分析在状态量关联关系挖掘方面的优势解决目前变压器预警方法存在的缺陷。

1 灰色关联规则挖掘方法

1.1 灰色系统理论

灰色理论由邓聚龙教授于 1982 提出,随后相关的研究领域迅速发展^[26-27]。目前,灰色系统理论已经被广泛应用于工业、地质、社会、经济等众多领域,并取得了显著的成果^[28-31]。灰色系统是相对于白色系统和黑色系统而言,白色系统是内部特征安全已知的系统,即信息完全充分;黑色系统是内部特征完全未知的系统,即信息一无所知;而灰色系统是一部分信息已知,另一部未知,系统各因素之间有不确定的关系。绝对的白色、黑色系统是很少见的,灰色系统却是非常普遍的。变压器组件众多,运行工况复杂,且同时工作在电场、磁场、热力场中,因此众多的状态量与其实际运行状态之间构成了复杂的非线性系统,而灰色理论具有的不确定特性适用于对这类复杂非线性系统进行建模分析^[32-33]。

1.2 灰色关联分析基本原理

灰色关联分析是利用灰色系统理论来分析既包含已知信息又包含未知信息的系统内各个因素之间相关性的一种有效方法^[34]。利用灰色关联分析可以很好地衡量各个因素之间的相关关联情况。在目标系统

中,两个或者多个因素会随着时间的推移或者外部情况的不同而发生改变,它们之间可能存在某种联系,即相互关联。灰色关联分析将各个因素间关联性的数量化,称之为关联度。当两个因素之间具有相同的变化趋势,则认为二者的关联度较高;当两个因素的变化趋势有明显不同,有很少甚至没有同步变化趋势,则认为二者之间的关联度较低。即关联度反映样本序列隶属的关系程度,同时反映了离散数列空间的接近度,是一种典型的几何分析方法^[35]。灰色关联分析的基本原理是将若干个数列与设定的参考数列相比较,通过它们之间的几何形状相似度形成关联度的数据,判断它们之间联系的紧密程度。灰色关联分析对样本量的大小没有太大要求,也不需要判定数据集的分布规律,而且计算量较小。因此,灰色关联分析是数据分析方法中简单、可靠的一种常用方法^[36]。灰色关联分析的具体流程如图1所示。

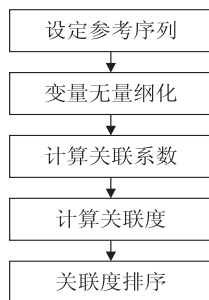


图1 灰色关联分析流程

Step1: 确定参考数列和比较数列。

参考数列是反映系统行为特征和系统最终状态特征的数列,也可以是被比较的因素在不同情况下的数据形成的数列。在工业系统中,可以认为是系统的最终运行状态数列。参考数列也称为母序列,形式如下:

$$Y = \{Y(k) \mid k = 1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

比较数列是影响系统行为的数列,即影响系统行为特征和系统最终状态的影响因素构成的数列。在工业系统中,认为影响系统最终运行状态的所有影响因素的集合为比较数列。比较数列也称为子序列,形式如下:

$$X_i = \{X_i(k) \mid k = 1, 2, \dots, n\}, i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

Step2: 原始数据变换。

系统中各个影响因素代表着不同的物理意义,因此,为了保证模型的质量与系统分析的精度,需要对原始数据进行变换处理,即需要消除影响因素量纲的影响,让各个影响因素之间具有可比性。

对于原始数据序列 $x' = (x'(1), x'(2), \dots, x'(n))$, 则映射:

$$f: x \rightarrow y \quad f(x'(k)) = x(k), k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

为序列 x' 到序列 x 的数据变换。常用的数据变换方法

有如下几种:

初值变换:

$$f(x'(k)) = \frac{x'(k)}{x'(1)}, x'(1) \neq 0 \quad (4)$$

均值变换:

$$f(x'(k)) = \frac{x'(k)}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x'(k)} \quad (5)$$

极差最大化变换:

$$f(x'(k)) = \frac{x'(k) - \min_k x'(k)}{\max_k x'(k)} \quad (6)$$

区间变换:

$$f(x'(k)) = \frac{x'(k) - \min_k x'(k)}{\max_k x'(k) - \min_k x'(k)} \quad (7)$$

倍数变换:

$$f(x'(k)) = \frac{x'(k)}{\min_k x'(k)} \quad (8)$$

Step3: 计算关联系数。

在对参考数列和比较数列组成的数列进行数据变换之后,计算每个比较数列与参考数列的关联系数。 X_i 中的第 i 个比较数列 $x_i(k), k = 1, 2, \dots, n$ 与参考数列 $y(k), k = 1, 2, \dots, n$ 的关联系数计算公式为:

$$\xi_i(k) = \frac{\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max}}{\Delta_i(k) + \rho \Delta_{\max}} \quad (9)$$

其中, $\Delta_i(k) = |y(k) - x_i(k)|$, $\Delta_{\min} = \min_i \min_k \Delta_i(k)$ 表示两极最小差, $\Delta_{\max} = \max_i \max_k \Delta_i(k)$ 表示两极最大差。 ρ 为分辨系数, $\rho \in (0, \infty)$, 通常取值区间为 $(0, 1)$ 。 ρ 越小,分辨力越大,具体情况不同,取值不同。当 $\rho \leq 0.5463$ 时,算法分辨力最好,通常取 $\rho = 0.5$ 。

Step4: 计算关联度。

在步骤3中的关联系数是比较数列中的每一个数值(点)与参考数列对应数值(点)的关联程度,计算结果不止一个,这样分散的数据无法整体表达比较数列(影响因素)与参考数列(最终结果)的关联程度。因此需要将每个时刻的关联系数取平均值,整合为一个值,即关联度,以此表达比较数列与参考数列间的关联程度,关联度 r_i 公式如下:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k), k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

Step5: 关联度排序。

在步骤4中可以计算得到所有影响因素关联度数值,之后将关联度按照大小排序,即可得到影响因素的排序情况,同时根据不同因素之间的大小情况,可以得到任意两种影响因素之间的关联情况。

例如:假设系统的影响因素有3种: x_1 、 x_2 和 x_3 。在进行关联度排序之后的结果为: $r_1 > r_2 > r_3$, 则说明

x_1 相对于 x_2 和 x_3 而言与最终结果 y 的相似程度更高, 也即影响更大。同时, x_1 与 x_2 的关联程度相对于 x_1 与 x_3 的关联程度要小。

2 基于灰色关联分析的变压器状态量关联预警

2.1 基于灰色关联分析的变压器状态量关联分析

对变电站内的一台变压器而言, 梳理表征其运行状态的状态量如表 1 所示。

表 1 变压器状态量

编码	状态量名称
x_1	穿墙套管压力
x_2	分接头动作次数
x_3	油温
x_4	一次绕组温度
x_5	二次绕组温度
x_6	分接头油位
x_7	油枕油位
x_8	铁芯对地电流
x_9	夹件对地电流
x_{10}	变压器氢气
x_{11}	变压器乙炔
x_{12}	变压器总烃
x_{13}	套管介损
x_{14}	套管电容
x_{15}	套管末屏电流最大值
x_{16}	套管末屏电流最小值
x_{17}	本体温度
x_{18}	套管温度
x_{19}	油枕温度
x_{20}	冷却器风扇温度
x_{21}	循环油泵温度
x_{22}	就地控制柜温度

从现场的在线检测系统中获取上述 22 种状态量的实时监测数据, 之后利用灰色关联分析计算这 22 种状态量的关联关系。具体步骤为:

(1) 确定比较数列: 将 $x_1 \sim x_{22}$ 的监测数据作为比较数列;

(2) 确定参考数列: 将 $x_1 \sim x_{22}$ 这 22 个因素的监测数据均值作为参考数列。在传统的利用关联分析方法对变压器进行状态评价的相关方法中^[37-39], 均将变压器的最终运行状态 (离散化为: 正常、注意、异常和严重) 作为参考数列。为避免因素的关联度相似, 无法体现影响因素之间的差异, 该文利用比较数列的平均值作为参考数列, 旨在获取各个状态量之间的关联关系, 而并不去建立状态量与实际运行状态之间的关联关系;

(3) 原始数据变换: 将比较数列和参数数列进行整合, 并进行数据变换。数据变换方法选用区间变换,

即将所有数据归一到 $[0, 1]$ 区间;

(4) 计算关联系数: 逐个计算被评价状态量 (比较数列) 与参考数列对应元素的绝对差值, 计算每个比较数列与参考数列对应元素的关联系数, ρ 取 0.5;

(5) 计算关联度: 对各个状态量 (比较数列) 分别计算其与参考数列对应元素的关联系数的均值;

(6) 对关联度进行排序, 获取状态量的排序结果, 即状态量的关联关系。

2.2 变压器关联预警

在利用灰色关联法获取得到变压器状态量的关联关系之后, 即可得到每一个状态量的重要程度以及与之密切相关的状态量序列。在变压器的所有运行状态量均不出现显著变化, 即正常运行时, 可以将关联度最大的状态量作为重点关注状态量。在变压器的某一个状态量出现显著变化时, 即可能出现潜伏性故障时, 根据关联度排序结果选择与该状态量密切关联的状态量做重点分析。变压器关联预警流程如图 2 所示。

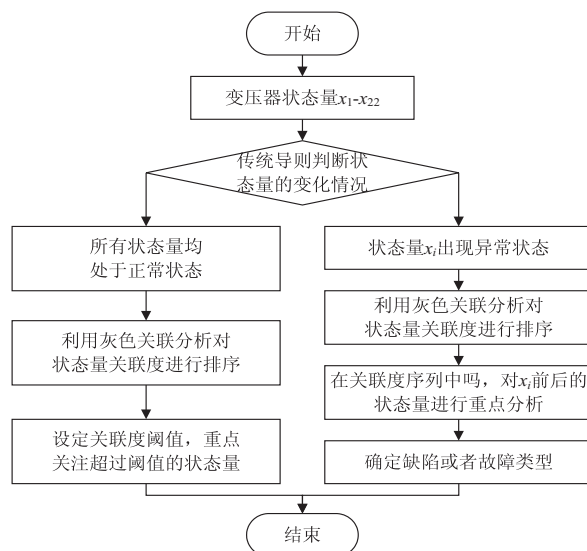


图 2 变压器关联预警流程

3 案例验证

以某变电站的一台变压器故障作为案例对所提变压器关联预警方法进行验证, 获取在故障之前 170 天的在线监测系统获取的数据, 并从第 100 天开始每隔 10 天进行一次状态量的关联关系分析, 分析结果如表 2 所示。

由表 2 的计算结果可知, 在第 100 天到第 130 天的关联分析结果中, 需要重点关注的特征量变化较大, 并不集中在某一类的状态量上, 而从 140 天开始, 与温度相关的状态量 (x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_{17} 、 x_{18} 、 x_{19} 、 x_{20} 、 x_{21} 、 x_{22}) 以及油中溶解气体状态量 (x_{10} 、 x_{11} 、 x_{12}) 的关联度越来越靠前, 即越来越重要, 此时可以判断该变压器可能出现过热故障, 导致温度升高, 同时油中溶解气体

含量也增加。随后,对该变压器进行离线油中溶解气体测量实验,根据三比值法判断为高温过热故障,对该变压器解体检查的结果为绕组焊点工艺缺陷导致焊头

松动,松动的焊头发热熔断,导致温度升高。即基于关联分析的变压器的预警结果与实际解体实验结果一致。

表 2 故障前关联分析结果

时间	关联度排序
100	$x_8 \rightarrow x_9 \rightarrow x_6 \rightarrow x_7 \rightarrow x_2 \rightarrow x_1 \rightarrow x_4 \rightarrow x_5 \rightarrow x_3 \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{14} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_{18}$
110	$x_7 \rightarrow x_6 \rightarrow x_{14} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_9 \rightarrow x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow x_8 \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_5 \rightarrow x_3 \rightarrow x_4 \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{17}$
120	$x_{19} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_2 \rightarrow x_5 \rightarrow x_8 \rightarrow x_9 \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{14} \rightarrow x_1 \rightarrow x_3 \rightarrow x_4 \rightarrow x_{16} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_6 \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_7 \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{11}$
130	$x_2 \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_8 \rightarrow x_9 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_5 \rightarrow x_4 \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_7 \rightarrow x_6 \rightarrow x_3 \rightarrow x_1 \rightarrow x_{14} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{12}$
140	$x_{11} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_4 \rightarrow x_3 \rightarrow x_5 \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_7 \rightarrow x_1 \rightarrow x_2 \rightarrow x_6 \rightarrow x_8 \rightarrow x_9 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{14} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_{15}$
150	$x_{12} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{11} \rightarrow x_3 \rightarrow x_{17} \rightarrow x_4 \rightarrow x_{22} \rightarrow x_5 \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_1 \rightarrow x_7 \rightarrow x_9 \rightarrow x_8 \rightarrow x_2 \rightarrow x_6 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{14}$
160	$x_{21} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_4 \rightarrow x_5 \rightarrow x_3 \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{16} \rightarrow x_2 \rightarrow x_1 \rightarrow x_6 \rightarrow x_9 \rightarrow x_8 \rightarrow x_7 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{14}$
170	$x_3 \rightarrow x_5 \rightarrow x_4 \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{21} \rightarrow x_{22} \rightarrow x_{20} \rightarrow x_9 \rightarrow x_8 \rightarrow x_1 \rightarrow x_{14} \rightarrow x_2 \rightarrow x_6 \rightarrow x_7 \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{16}$

进一步的,从某省获取 10 例存在故障的变压器故障案例,同时获取在故障发生前的各个状态量的监测

数据,并对状态量之间的关联性进行分析,结果如表 3 所示。

表 3 现场多个故障案例的分析及对比结果

案例编号	实际故障	关联度排序	预警状态
#1	雨水套管头部,造成高压线圈不完全短路	$x_{13} \rightarrow x_{14} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{15} \rightarrow x_{16}$	套管异常
#2	电容芯子干燥不彻底导致套管介损异常	$x_{14} \rightarrow x_{13} \rightarrow x_{16}$	套管异常
#3	高压绕组存在异常,导致发生匝间短路	$x_{10} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_4 \rightarrow x_{17} \rightarrow x_{11}$	一次绕组异常,存在过热
#4	变压器内部裸金属过热	$x_{11} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_4 \rightarrow x_5 \rightarrow x_{17}$	变压器本体温度异常
#5	C 相室内接地连接片 BC 相两处发热	$x_{10} \rightarrow x_2 \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{17} \rightarrow x_3$	变压器本体温度异常
#6	变压器冷却系统故障	$x_{20} \rightarrow x_{18} \rightarrow x_3 \rightarrow x_{19} \rightarrow x_{21}$	冷却系统引起变压器温度异常
#7	主变下侧风扇电机温度过高,温度 92.0℃	$x_{20} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_3 \rightarrow x_{17}$	冷却系统引起变压器温度异常
#8	主变变低穿墙套管铁板温度为 101 度	$x_1 \rightarrow x_{18} \rightarrow x_{13}$	套管异常
#9	变压器本体过热	$x_{10} \rightarrow x_{12} \rightarrow x_{13}$	套管异常
#10	乙炔含量超标,存在高能放电。	$x_{12} \rightarrow x_{10} \rightarrow x_3 \rightarrow x_{11} \rightarrow x_{17}$	变压器内部存在局部放电

基于表 3 的分析结果可知,除案例#9 之外,其他案例均能被基于灰色关联分析的变压器状态量关联预警方法准确识别和预警,整体识别准确率可达 90%。而在对案例#9 进行判断时,将变压器本体过热判断为套管异常,出现误判,而结合实际现场数据分析可知,出现误判是由于该变压器长期处于高负荷状态,导致运行温度一直较高,而获取的温度数据均是处于高位的稳定数据,无法挖掘温度的变化趋势,若扩充数据,即获取时间跨度更长的数据序列,即可挖掘这种温度变化趋势,从而对变压器的本体过热情况进行预警。

综上所述,对状态量进行灰色关联规则分析可实现对变压器运行状态的准确预警,从而指导现场的运维管理人员关注重点状态量,及时把握变压器的运行状态。

4 结束语

对变压器的状态量之间的关联关系进行了研究,提出了基于灰色关联分析法的变压器状态量关联规则挖掘方法。

(1)灰色关联分析方法是针对状态量发展趋势进行分析的方法,其不依赖大规模样本和确定的样本分布规律,且计算量相对较小,适用于对具有多个状态量的设备或系统进行简单、可靠的关联分析;

(2)基于灰色关联分析法可实时对变压器的各个状态量之间的关联关系进行挖掘,从而确定各个状态量的重要程度,并可以基于重要状态量对变压器的状态进行预判;

(3)实现了动态实时关联规则挖掘方法,在获取数据之后进行实时挖掘,确定当前时刻应该关注的状态量,从而为现场的运维管理人员提供指导。

参考文献:

[1] 陈 明,相艳会,郭倩雯,等. 天广±500kV 高压直流输电系统建模及仿真[J]. 中国电力,2013,46(6):30-33.
[2] 李文震,罗汉武,许晓路,等. 基于改进 RBF 的变压器油色谱在线监测装置配置策略研究[J]. 计算机应用与软件,2020,37(1):122-127.
[3] 赵林杰,黎小林,饶 宏,等. 云广±800kV 直流输电工程换流变压器油中产气现象分析[J]. 南方电网技术,2010,4

- (5):32-35.
- [4] 中华人民共和国电力行业标准. 变压器油中溶解气体分析和判断导则:DL/T722—2014[S]. 北京:中国标准出版社, 2014.
- [5] 杨井荣,侯向宁. 正负关联规则数据挖掘算法研究[J]. 计算机技术与发展,2020,30(11):64-68.
- [6] 杨井荣,柳 军. 基于有序树的时空关联规则数据挖掘的应用[J]. 计算机技术与发展,2021,31(6):19-23.
- [7] 徐胜超,宋 娟,潘 欢. 基于 MapReduce 并行关联挖掘的网络入侵检测[J]. 计算机技术与发展,2021,31(6):123-128.
- [8] 潘志宏,万智萍,谢海明. 融合关联规则的 MOOC 资源众包平台任务分配算法[J]. 计算机技术与发展,2020,30(4):189-194.
- [9] 沈德海,鄂 旭,侯 建. 基于 MTM 和灰色关联的椒盐噪声滤波算法[J]. 计算机技术与发展,2019,29(4):53-56.
- [10] 国家电网公司. 油浸式变压器(电抗器)状态评价导则:Q/GDW169-2008[S]. 北京:国家电网公司,2008.
- [11] 国家电网公司. 油浸式变压器(电抗器)状态检修导则:Q/GDW170-2008[S]. 北京:国家电网公司,2008.
- [12] SHENG G, HOU H, JIANG X, et al. A novel association rule mining method of big data for power transformers state parameters based on probabilistic graph model[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2):695-702.
- [13] ZHANG T, LU J, ZHANG G, et al. Fault diagnosis of transformer using association rule mining and knowledge base [C]//2010 10th international conference on intelligent systems design and applications. Cairo:IEEE, 2010:737-742.
- [14] LI H, WANG Y, LIANG X, et al. Fault prediction of power transformer by association rules and Markov [C]//2018 IEEE international conference on high voltage engineering and application (ICHVE). Athens:IEEE, 2018:1-4.
- [15] WANG X, WANG J, DENG Y, et al. Overload analysis of distribution transformers based on relevance analyse and machine learning [C]//2021 IEEE 5th advanced information technology, electronic and automation control conference (IAEAC). Chongqing:IEEE, 2021:2505-2509.
- [16] 胡 强,王渝红,邓鸿强,等. 高压直流输电系统主设备状态监测分析[J]. 电力与能源,2014,35(2):172-175.
- [17] 张 劲,苏明虹,周电波,等. 换流变压器铁心接地电流及其谐波特性[J]. 变压器,2019,56(9):31-35.
- [18] 彭 鹏,邵宇鹰,王海峰,等. 基于大数据关联挖掘的油浸式变压器故障推演可视化系统:CN110222452A[P]. 2019-09-10.
- [19] 李智威,贺兰菲,张雪霏,等. 主变抗短路关联参数集数据挖掘应用研究[J]. 变压器,2019,56(6):31-36.
- [20] 吴瞻宇,董 明,王健一,等. 基于模糊关联规则挖掘的电力变压器故障诊断方法[J]. 高压电器,2019,55(8):157-163.
- [21] 王 奇,张 晗,宋云海,等. 基于关联算法的输变电设备缺陷预警研究[J]. 电网与清洁能源,2019,35(9):76-80.
- [22] 刘 君,赵立进,黄 良,等. 基于 TOPSIS 和灰色关联分析的变压器状态评价方法[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(4):63-68.
- [23] 董 翔,赵 璧,戴瑞成,等. 电力变压器故障类型与关键状态量关联规则分析[J]. 浙江电力,2020,39(2):23-27.
- [24] 丁 茜. 基于关联规则的变压器故障诊断研究[D]. 保定:华北电力大学,2009.
- [25] 王有元,周立玮,梁玄鸿,等. 基于关联规则分析的电力变压器故障马尔科夫预测模型[J]. 高电压技术,2018,44(4):1051-1058.
- [26] 邓聚龙. 灰色系统的群——灰色群[J]. 华中工学院学报, 1983(5):15-24.
- [27] 邓聚龙. 本征性灰色系统的主要方法[J]. 系统工程理论与实践,1986(1):60-65.
- [28] DUAN Huiming, WANG Di, PANG Xinyu, et al. A novel forecasting approach based on multi-kernel nonlinear multi-variable grey model: a case report [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 260:120929.
- [29] 张晓雷,黄洪琼. 基于优化的灰色马尔可夫模型对船舶流的预测[J]. 计算机技术与发展,2018,28(10):101-104.
- [30] 马彦图. 基于多层次灰色理论的农业信息平台评价研究 [J]. 计算机技术与发展,2017,27(2):120-124.
- [31] 庄 夏. 基于灰色模型 KFMC 的航天发动机故障诊断算法[J]. 计算机技术与发展,2017,27(2):130-133.
- [32] 王本广,何 山,陈小丹,等. 基于灰色滚动预测方法的变压器智能监测研究[J]. 计算机仿真,2020,37(12):72-77.
- [33] 牛 伟,成 娟,毛 宁,等. 基于灰色区间的神经网络在复杂系统故障诊断中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2014,22(3):664-666.
- [34] 赵永进,林 卫,贺娜娜,等. 基于灰色关联分析的 Apriori 算法的研究及应用[J]. 计算机技术与发展,2013,23(11):255-257.
- [35] 朱东济,蔡红维,欧阳霄,等. 基于 AHP、灰色关联法和 TOPSIS 的航天测控装备评估模型研究[J]. 计算机测量与控制,2021,29(11):240-244.
- [36] 李克文,李 萍. 基于灰色关联分析和 PSO 改进的多变量 GM(1,N) 模型[J]. 计算机与数字工程,2020,48(10):2327-2331.
- [37] 谭贵生,曹生现,赵 波,等. 基于关联规则与变权重系数的变压器状态综合评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020,48(1):88-95.
- [38] 谢龙君,李 黎,程 勇,等. 融合集对分析和关联规则的变压器故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(2):277-286.
- [39] 李 黎,张 登,谢龙君,等. 采用关联规则综合分析和变权重系数的电力变压器状态评估方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(24):152-159.