

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191592

基于回归算法的变压器故障检测方法研究

何先华¹, 张远鹏¹, 崔桂兴¹, 李博¹, 梁晓艳¹, 王晗²

(1. 国网青海省电力公司黄化供电公司, 青海 尖扎 811200; 2. 上海交通大学, 上海 200240)

摘要: 为了克服变压器定期维护检查成本高、难度大, 实现对变压器的故障检测, 保证变压器长期处于正常的运行状态, 提出了一种简单的在线监测算法。首先, 对变压器热点温度模型进行了研究, 并通过仿真验证了模型的准确性; 其次, 从理论上分析了变压器故障检测的回归算法, 并利用变压器上的真实数据对此算法进行了仿真验证。仿真结果表明, 该算法在变压器故障时所关注的几个参数有明显变化, 而变压器负载缓慢变化或突然变化时这些参数基本保持不变, 从而验证了所提出的算法能有效识别出变压器故障。

关键词: 故障监测; 温度模型; 回归算法; 变压器

Research on transformer fault detection method based on a regression algorithm

HE Xianhua¹, ZHANG Yuanpeng¹, CUI Guixing¹, LI Bo¹, LIANG Xiaoyan¹, WANG Han²

(1. Huanghua Power Supply Company, State Grid Qinghai Electric Power Company, Jianzha 811200, China;

2. Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Transformers are expensive and difficult to regularly maintain and check. In order to achieve fault detection of transformers and to ensure that they can be in normal operation for a long time, a simple on-line monitoring algorithm is proposed. First, a temperature model of a transformer hot spot is studied, and the accuracy of the model is verified by simulation. Secondly, the regression algorithm of transformer fault detection is theoretically analyzed, and the simulation is verified by the real data program algorithm on the transformer. The simulation results show that the parameters from the proposed algorithm would change significantly during a transformer fault, while the parameters remain basically unchanged when the transformer load changes slowly or suddenly. This verifies that the proposed algorithm could effectively identify a transformer fault.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 522804170002).

Key words: fault monitoring; temperature model; regression algorithm; transformer

0 引言

变压器故障经常引起供电电源的中断, 降低供电系统可靠性, 且给国家和供电企业带来巨大的经济损失。因此, 能够对变压器的健康状态进行实时监测就显得尤为重要, 同时也可检测出异常状况。变压器处于异常运行状态将加速其自然老化的进程。而目前监测变压器异常状况所采用的方法是对变压器内部的气体进行检测分析, 获得其故障类型。变压器的温度升高以及电弧均会导致油和绝缘材料分解, 进一步产生异常气体^[1-5]。由于变压器内部不同的故障类型都会产生特定的气体, 因此一

般采用关键气体法和比值法对变压器的故障类型进行诊断^[6]。

气体比值法通过检测变压器油中的气体含量来识别特征气体, 并解释变压器故障原因, 这些方法是目前应用最为广泛的变压器故障检测方法, 其中IEC标准一般被列为行业标准^[7], CIGRE标准通常用某些气体的含量来指示纤维素的分解率。但是, IEC/CIGRE的标准基本是从试验或者经验证据来获得的, 这些标准中不能体现变压器所遇到的各种各样的事故情况, 也即不能提供一个全面客观、精确的数据库。因此, 在某些情况下, 根据IEC/CIGRE的标准不能判断出变压器故障类型。

由于变压器故障诊断程序复杂且费时, 需要对大量数据进行分析油中的气体成分^[8]。为了解决这

一问题, 国内外学者们采用了多种人工智能方法对变压器进行故障诊断。根据Chin E. Lin等人提出了溶解气体分析(DGA)方法^[9], IEC/IEEE中提出了模糊逻辑算法; Huang Y C等人提出了应用人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)进行变压器故障诊断的方法^[10-11]。Guo Ying-Jun等人提出了将径向基函数(RBF)神经网络应用于变压器的故障诊断, 该算法具有较强的收敛能力^[12]。此外, 戴晨曦等人将Petri网用于变压器故障诊断过程中的建模环节^[13]。这些方法存在不同的缺点, 不能很好地均衡监测方便、灵敏度高以及成本低, 因此, 本文研究了一种变压器在线故障检测方法。该方法仅仅需要测量变压器的负载电流、环境温度和热点温度, 而变压器的热点温度可用体积较小的温度传感器进行采集。通过采集获得数据来预估变压器物理特性的某些参数^[14]: 当变压器发生故障时, 所预计的参数将在故障时刻发生较大的变化, 因此反映出变压器发生故障。本文首先对变压器内部顶油温度的估算模型进行了研究, 在此基础上提出了一种变压器参数估计的回归算法, 并通过仿真验证了所提方法的可行性。

1 热点温度估算模型

1.1 热点温度模型的建立

变压器的热点温度, 定义为变压器最高位置绕组温度, 是决定变压器健康的一个关键变量, 可以用以下方法近似确定^[15]:

1) 在变压器理论上位置最高的绕组 8 个光纤温度传感器, 求取温度的平均值;

2) 利用传感器获得变压器绕组温度, 再乘以热点系数 H (通常为 $H=1.3$), 近似获得热点温度。

根据 IEEE 标准 C57.91-1995^[16] 中的模型来估计热点温度, 其中热点温度可由式(1)获得。

$$\Theta_H = \Theta_A + \Delta\Theta_{TO} + \Delta\Theta_H \quad (1)$$

$$\Theta_H = \Theta_{TO} + \Delta\Theta_{HR} + K^{2m} \quad (2)$$

式中: Θ_H 为变压器绕组的热点温度; Θ_A 为环境温度; $\Delta\Theta_{TO}$ 为顶部油温高于环境温度的值; $\Delta\Theta_H$ 为绕组热点温升超过顶油温升的值; Θ_{TO} 为变压器顶部油温; $\Delta\Theta_{HR}$ 为热点温度高于顶部油温的额定值; K 为实际负载与额定负载的比值, $m=0.8\sim 0.9$ 为自然冷却, $0.9\sim 1.0$ 为强制冷却。需要说明的是, 本文所涉及温度的变量, 单位均为 $^{\circ}\text{C}$ 。

通过分析式(1)、式(2), 利用 IEEE 标准模型进行热点温度的预测时需要获得变压器的顶油温度。

顶油温度模型是基于负荷(变压器二次绕组)电

流的增加将会增加变压器内部的损耗, 从而引起顶油温度上升的基本思想而建立的^[17-19]。随之, 变压器的热点温度、绕组温度和附近环境温度均会有所升高。

温度变化模型为从初始温度状态到最终温度状态的一阶指数响应^[20]:

$$\Theta_0 = (\Theta_u - \Theta_i)(1 - e^{-t/T_0}) + \Theta_i \quad (3)$$

式(4)为一阶微分方程的解^[15]。

$$T_0 \frac{d\Theta_0}{dt} = -\Theta_0 + \Theta_u \quad (4)$$

式中: Θ_0 为顶油温度超过环境温度的值; Θ_u 、 Θ_i 为初始、最终温度超过环境温度的值; T_0 为热时间常数。

在 IEEE 57.115 中给出的 IEEE 模型中, 最终温度升高量取决于负载, 并且近似可以描述为

$$\Theta_u = \Theta_{fi} \left(\frac{K^2 R + 1}{R + 1} \right)^n \quad (5)$$

式中: Θ_{fi} 为变压器满载时的顶部油温超过环境温

度的值; $K = \frac{I}{I_{\text{rated}}}$ 为实际电流与额定电流的比值;

R 为额定负载损耗与空载损耗的比值; n 为 0.8 时为自然冷却, n 为 0.9~1.0 为强制冷却。根据欧拉方程进行求解, 得到式(6)。

$$\frac{d\Theta_0[k]}{dt} = \frac{(\Theta_0[k] - \Theta_0[k-1])}{\Delta t} \quad (6)$$

以 k 为时间间隔, 获得温度为

$$\Theta_0[k] = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t} \Theta_0[k-1] +$$

$$\frac{\Delta t \Theta_{fi}}{(T_0 + \Delta t)} \left(\frac{\left\{ \frac{I[k]}{I_{\text{rated}}} \right\}^2 R + 1}{(R + 1)} \right)^n \quad (7)$$

假设强制冷却, 即 $n=1$, 则上式变为

$$\Theta_0[k] = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t} \Theta_0[k-1] + \frac{\Delta t \Theta_{fi} R}{(T_0 + \Delta t)} \left\{ \frac{I[k]}{I_{\text{rated}}} \right\}^2 + \frac{\Delta t \Theta_{fi}}{(T_0 + \Delta t)(R + 1)} \quad (8)$$

$$\Theta_0[k] = K_1 \Theta_0[k-1] + K_2 I[k]^2 + K_3 \quad (9)$$

为了更好地建模, 强制冷却状态下的环境温度变化如式(10)所示。

$$\Theta_{\text{top}} = \Theta_0 + \Theta_{\text{amb}} \quad (10)$$

将式(10)代入式(4)中得到

$$T_0 \frac{d\Theta_{top}}{dt} = -\Theta_{top} + \Theta_{amb} + \Theta_u \quad (11)$$

求解上述微分方程，得到

$$\Theta_{top}[k] = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t} \Theta_{top}[k-1] + \frac{\Delta t}{T_0 + \Delta t} \Theta_{amb}[k] + \frac{\Delta t \Theta_{fi} R}{(T_0 + \Delta t)(R+1)} \left\{ \frac{I[k]^2}{I_{rated}^2} \right\} + \frac{\Delta t \theta_{fi}}{(T_0 + \Delta t)(R+1)} = k_1 I[k]^2 + k_2 \Theta_{amb}[k] + k_3 \Theta_{top}[k-1] + k_4 \quad (12)$$

其中：

$$k_1 = \frac{\Delta t \Theta_{fi} R}{(T_0 + \Delta t)(R+1)} \quad (13)$$

$$k_2 = \frac{\Delta t}{(T_0 + \Delta t)} \quad (14)$$

$$k_3 = \frac{T_0}{T_0 + \Delta t} \quad (15)$$

$$k_4 = \frac{\Delta t \Theta_{fi}}{(T_0 + \Delta t)(R+1)} \quad (16)$$

得到变压器的顶油温度后，根据式(2)估算出变压器的热点温度。

1.2 热点温度模型的验证

在提出故障检测算法之前，根据文献[21]中所列的实际电力变压器数据对热点温度模型进行了验证，文中提供了24 h内的每小时的负载、环境温度和测量的热点温度。

将本节IEEE模型^[2]导入Matlab中，对热点温度进行预测。使用两组数据对模型进行测试，一组是负荷逐渐变化，另一组是负荷突然变化。这两组数据也将用于验证本文后续提出的故障检测算法。

表1 变压器参数

Table 1 Transformer parameters

参数	含义	正常值
T_0	热时间常数	288 min
Θ_{fi}	压器满载时的顶部油温超过环境温度的值	36 °C
R	额定负载损耗与空载损耗的比值	2.51

根据表1所示的预测顶油温度的变压器参数，利用式(12)获得变压器的顶油温度变化，再根据式(2)预测变压器热点温度，得到的结果分别如图1和图2所示。

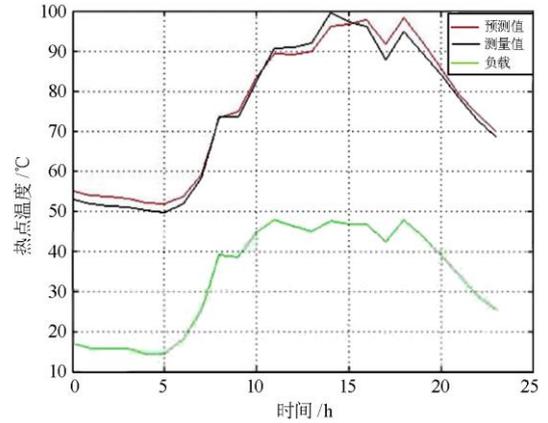


图1 负载稳步变化下计算得到的热点温度
Fig. 1 Hot-spot temperature calculated during normal loading condition

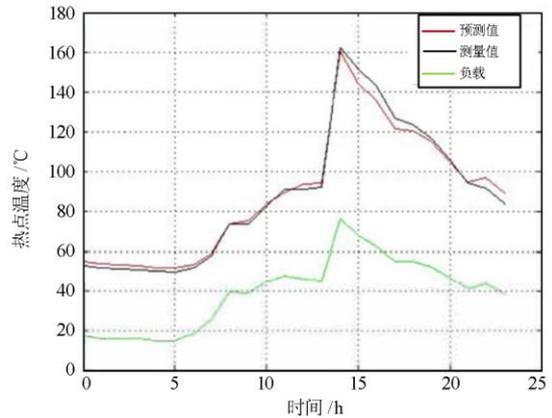


图2 负载突然变化时的热点温度
Fig. 2 Hot-spot temperature calculated during emergency loading condition

根据图1、图2可以看出，预测的热点温度与文献中测得的热点温度较为接近，其中，图1试验数据的均方根误差为2.0577 °C，图2试验数据的均方根误差为3.2141 °C。通过本节的理论分析以及仿真验证，说明了变压器顶油温度模型的正确性，可用来预测变压器的热点温度。

2 故障检测的回归算法

利用传感器获得顶部油温，以便计算式(12)中的参数 k_1 、 k_2 、 k_3 和 k_4 。对于一个全新的变压器， k_1 、 k_2 、 k_3 和 k_4 是恒定的。当变压器发生故障时，较大的故障电流导致变压器绝缘故障。这将导致变压器油绝缘性能降低，热时间常数降低。此时，变压器的热时间常数等参数将偏离其正常值。基于这些参数的测量结果，提出以下故障检测算法：

1) 当变压器刚刚投入运行或刚经过维护检查, 则认为变压器处于理想的工作状态。利用热点温度和式(12)所示的温度模型, 计算参数 $k_1 \sim k_4$ 的值, 并将其作为正常情况的 $k_1 \sim k_4$ 值;

2) 持续监测顶油温度, 根据顶油测量结果对参数 $k_1 \sim k_4$ 进行估算;

3) 如果 $k_1 \sim k_4$ 的变化量大于阈值, 则认为变压器处于故障状态。

在步骤1)、2)中使用回归算法估计参数 $k_1 \sim k_4$ 的值。回归算法接收输入输出数据样本 $\{\mathbf{x}(k), \mathbf{y}(k)\}$, 其中 $\mathbf{x}(k)$ 是输入向量, $\mathbf{y}(k)$ 是输出向量。输入向量由负载、环境温度和前一次的最高油温样本组成; 输出的是当前最高油温。采用递归最小二乘(RLS)算法^[22-25]对系统参数进行估计, 每提供一次输入输出向量, 该算法都会更新计算参数向量 $\boldsymbol{\theta}(k)$ 。参数向量和回归向量定义为

$$\boldsymbol{\theta}(k) = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]^T \quad (17)$$

$$\mathbf{x}(k) = [I^2 \ \theta_{\text{amb}} \ \theta_{\text{top}} \ 1]^T \quad (18)$$

其中回归矩阵 \mathbf{x} 的构成为

$$\mathbf{x}(k) = \begin{bmatrix} I^2(1) & \theta_{\text{amb}}(1) & \theta_{\text{top}}(1) & 1 \\ I^2(2) & \theta_{\text{amb}}(2) & \theta_{\text{top}}(2) & 1 \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ I^2(N) & \theta_{\text{amb}}(N) & \theta_{\text{top}}(N) & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

利用递归最小二乘法不断获得新的参数向量矩阵:

$$\boldsymbol{\theta}(k) = \boldsymbol{\theta}(k-1) + P(k)x(k)e(k) \quad (20)$$

$$P^{-1}(k) = P^{-1}(k-1) + x(k)x^T(k) \quad (21)$$

其中 $P(k)$ 的初始值设为 $P(0) = \alpha I$, 为了提升收敛速度, 一般将 α 值设置的较大。 $e(k)$ 为误差值, 可以描述为

$$e(k) = y(k) - y(k|k-1) = y(k) - x^T(k)\boldsymbol{\theta}(k-1) \quad (22)$$

为了避免对 $P(k)$ 矩阵求逆, 通过使用下面的矩阵逆引理^[26]重新表述这个问题。

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} (1 - \gamma(k)x^T(k))P(k-1) \quad (23)$$

$$\gamma(k) = \frac{1}{x^T(k)P(k)x(k)} P(k-1)x(k) \quad (24)$$

式中, λ 是0和1之间的遗忘因子, 该遗忘因子通常设置为大于0.9。

3 回归算法检测故障的验证

为了验证回归算法的准确性, 本节采用两部分

数据进行验证: 模拟故障、变压器真实数据。

3.1 模拟数据

在这一部分中, 以式(2)和式(12)的数学模型为基础对变压器的故障检测算法进行了Matlab仿真验证。假设变压器热点温度、负载和环境温度是可测量的, 在仿真过程中, 通过将热常数突然更改为某个值来模拟故障。根据输入(负载和环境温度)和输出(热点温度)的参数值, 利用递推最小二乘法不断估算 $k_1 \sim k_4$ 的值。如果估算获得的参数有明显变化, 则认为变压器发生故障。

观察图3—图6可知, 模拟变压器发生故障前14 h内, 四个参数均较为稳定, 在变压器正常运行时 $k_1=4.4385$, $k_2=0.1724$, $k_3=0.8276$, $k_4=1.7683$ 。在第14 h时变压器突然发生故障, 此时 $k_1 \sim k_4$ 均发生了变化, 然后经过几次迭代计算后分别收敛到了新值。根据收敛后的新值与原始收敛值不同的仿真结果, 可知变压器发生了故障, 验证了本算法的可行性。

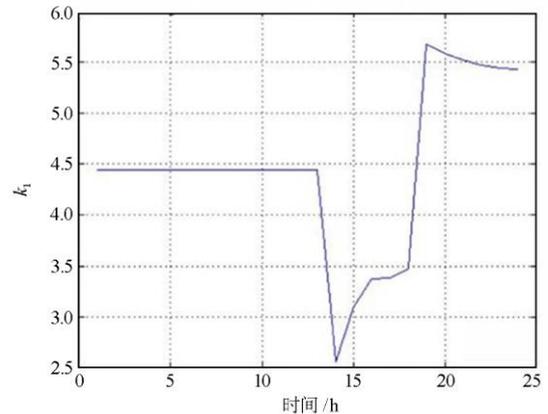


图3 k_1 的估算值

Fig. 3 Estimated k_1 value

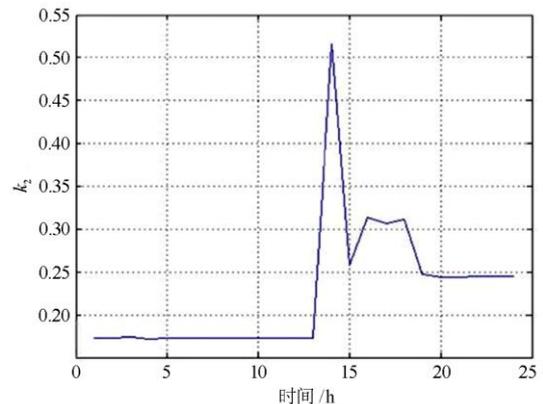


图4 k_2 的估算值

Fig. 4 Estimated k_2 value

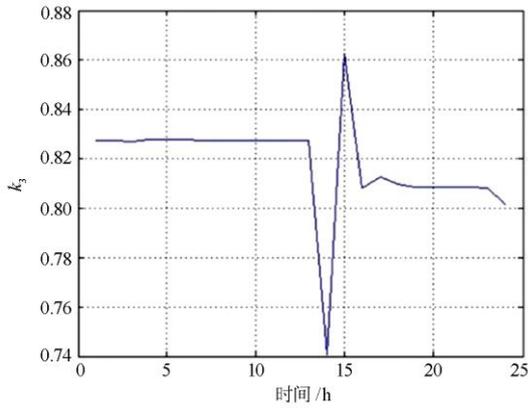


图 5 k_3 的估算值
Fig. 5 Estimated k_3 value

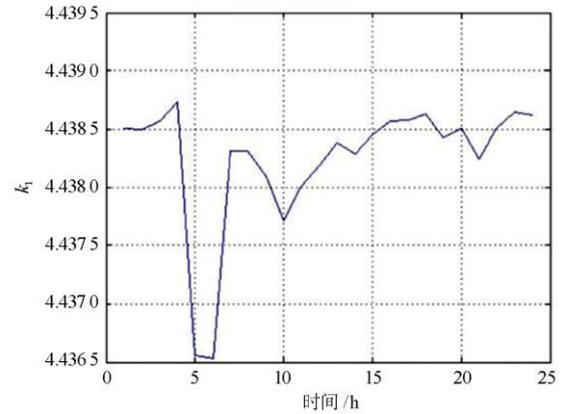


图 7 无故障、负荷缓慢变化时 k_1 的估算值
Fig. 7 Estimated k_1 value without faults with gradual change in load

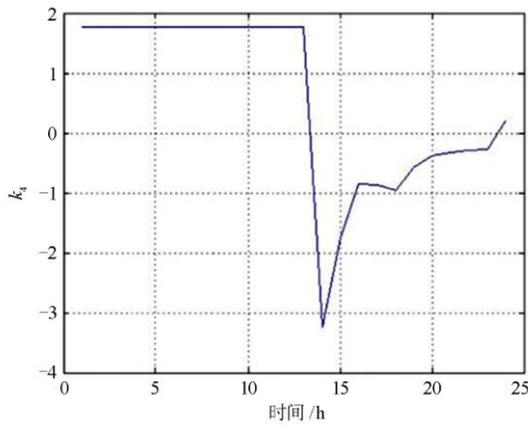


图 6 k_4 的估算值
Fig. 6 Estimated k_4 value

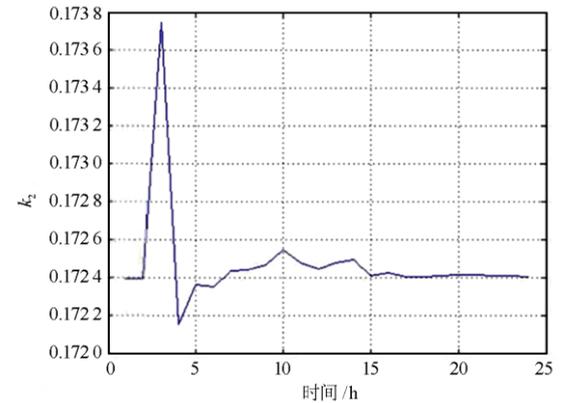


图 8 无故障、负荷缓慢变化时 k_2 的估算值
Fig. 8 Estimated k_2 value without faults with gradual change in load

3.2 真实数据模拟验证

在本小节的验证过程中，利用与本文的1.2节相同的变压器真实数据来验证提出的故障检测算法。利用数据的变压器处于正常运行状态，其负载状态有两种：负载平稳变化、负载发生突变，在此情况下，利用该算法获得的 $k_1 \sim k_4$ 应该非常接近其正常运行时的值。该算法获得的这些值后续将用于确定变压器故障的阈值。

本节利用算法获得 $k_1 \sim k_4$ 均应明显低于3.1节所对应的各个参数值。在设定判别变压器是否故障时的阈值时，如果阈值设置得太高，将会漏过某些故障；如果阈值设置得太接近参数的实际值，将会出现错误判断，因此应合理设置判别阈值。

图7—图10为正常运行时负荷平稳变化时获得参数 $k_1 \sim k_4$ 变化情况。

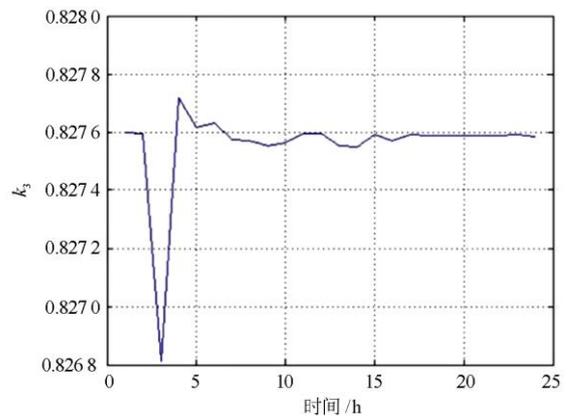


图 9 无故障、负荷缓慢变化时 k_3 的估算值
Fig. 9 Estimated k_3 value without faults with gradual change in load

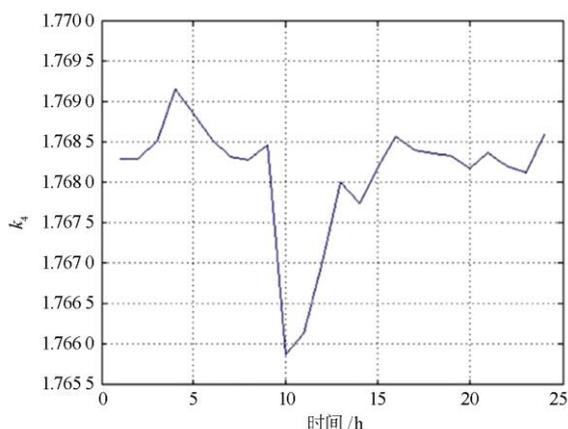
图 10 无故障、负荷缓慢变化时 k_4 的估算值

Fig. 10 Estimated k_4 value without faults with gradual change in load

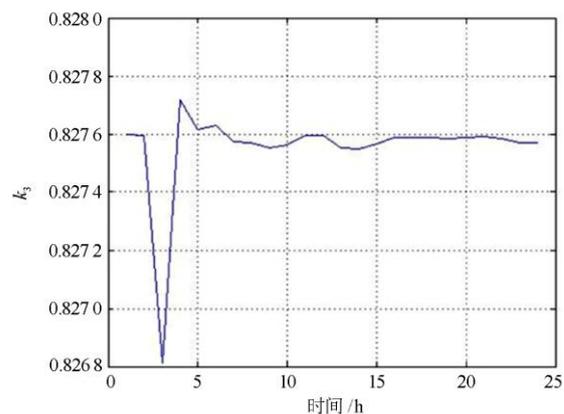
图 13 负荷突变时 k_3 的估算值

Fig. 13 Estimated k_3 value with abrupt change in load

图11—图14为正常运行时变压器负荷突然变化时获得 $k_1\sim k_4$ 变化情况。

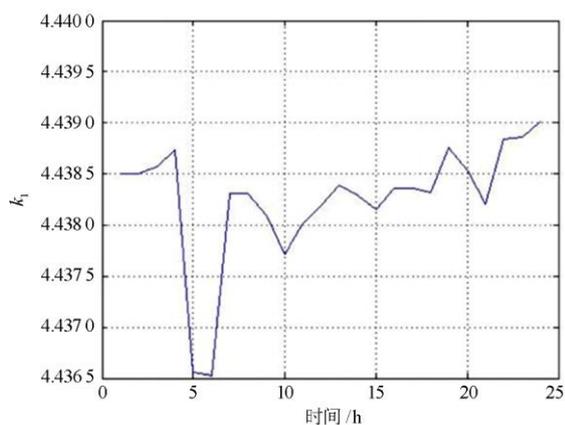
图 11 负荷突变时 k_1 的估算值

Fig. 11 Estimated k_1 value with abrupt change in load

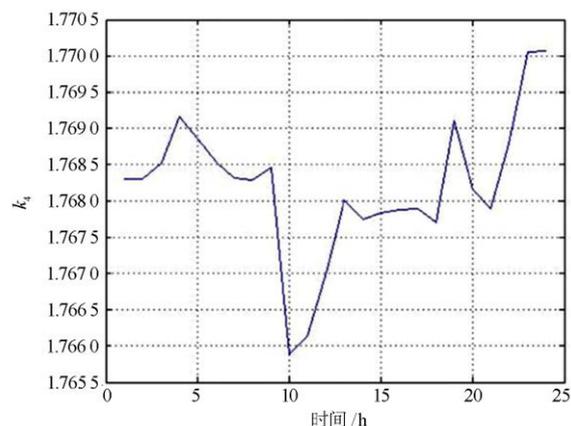
图 14 负荷突变时 k_4 的估算值

Fig. 14 Estimated k_4 value with abrupt change in load

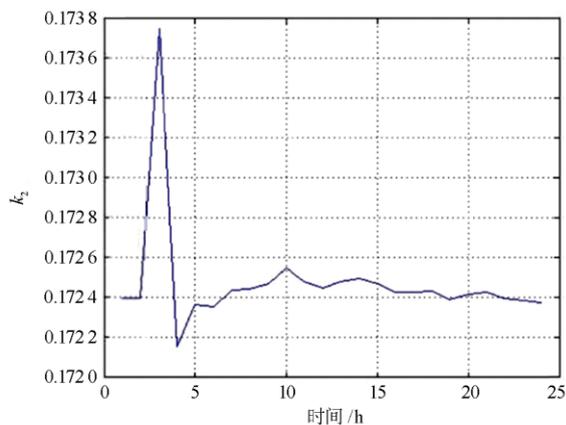
图 12 负荷突变时 k_2 的估算值

Fig. 12 Estimated k_2 value with abrupt change in load

通过3.2节的分析,在变压器无故障运行时, $k_1\sim k_4$ 变化较小,反映出变压器无故障;另外,负载的缓慢变化以及突然变化均不会引起 $k_1\sim k_4$ 的突变,说明了该算法不受负载变化的影响。

通过3.1节利用改变热时间常数模拟变压器出现突发故障以及3.2节采用不同负载变化下变压器正常运行数据进行对本文所提出的算法进行验证分析,可知该算法能准确识别出3.1节的变压器突发故障,而3.2节 $k_1\sim k_4$ 的变化情况则说明变压器无故障。

综上所述,通过本节仿真验证说明,利用 $k_1\sim k_4$ 的变化量对变压器进行故障检测是可行的。此外,该算法可以以极低的成本整合成一个监控装置:通过将光纤温度传感器置于变压器合适位置,实时对变压器的热点温度进行检测,并将检测结果传输至主控室,在主控制编写算法,获得 $k_1\sim k_4$ 的变化情况,通过与提前设定的阈值进行比对,如果超出阈值,则说明变压器出现故障。

4 结语

综上所述, 本文提出了一种检测变压器故障的算法, 需要用到变压器的热点温度、环境温度和负载信息。对变压器热点温度进行了模型建立, 利用数学公式进行了推导; 随后从原理上分析了本文提出的回归故障监测算法模型。最后, 使用多组数据对建立的热点温度模型以及回归算法进行验证, 获得了以下结论:

1) 通过理论分析获得了变压器的热点温度模型, 利用某台变压器的相关数据预测获得了此模型下的热点温度变化曲线, 通过对比预测热点温度变化以及此变压器的实际热点温度, 验证了理论分析获得变压器顶油温度模型以及热点温度模型的正确性, 为本文提出的回归算法奠定了基础。

2) 仿真过程中模拟变压器突然发生某种故障导致热时间常数发生改变, 此时 $k_1 \sim k_4$ 参数均出现明显变化, 根据分析能有效判别出变压器发生了故障。

3) 利用来自变压器的两组真实数据进行仿真验证, 仿真结果表明尽管环境温度和负载率不断发生变化, 但是 $k_1 \sim k_4$ 参数在变压器正常运行期间基本保持不变, 说明此种算法在变压器正常时尽管负载率会发生突然变化或者缓慢变化, 该算法的判据均不会误报。

通过本文的研究, 该算法为变压器运行状态的实时监测提供了一种新的方法。理论上, 应使用变压器故障时所获得的数据来验证此算法的可行性。但是, 目前还未监测到这种数据, 后续一旦有此类数据需对此算法进行验证。借用此方法可以研发出相应的监测装置, 将此装置预置在变压器上可以及时发现变压器故障, 减少定期维修的需要, 将提高电力系统的可靠性。

参考文献

- [1] 南华兴. 电厂变压器故障的检测与诊断问题研究[J]. 电工技术, 2019(12): 36-37.
NAN Huaxing. Research on detection and diagnosis of transformer faults in power plants[J]. Electric Engineering, 2019(12): 36-37.
- [2] 车辙. 变压器故障诊断方法设计与研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2019.
CHE Zhe. Design and research of transformer fault diagnosis[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019.
- [3] 丛日立, 赵明宇, 周洋, 等. 基于参数优化的电力变压器故障诊断模型[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 84-88.
CONG Rili, ZHAO Mingyu, ZHOU Yang, et al. Power transformer fault diagnosis model based on parameter optimization[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(22): 84-88.
- [4] 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.
TAN Guisheng, CAO Shengxian, ZHAO Bo, et al. An assessment of power transformers based on association rules and variable weight coefficients[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 88-95.
- [5] 赵文清, 严海, 周震东, 等. 基于残差 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2020, 43(2): 143-148.
ZHAO Wenqing, YAN Hai, ZHOU Zhendong, et al. Fault diagnosis of transformer based on residual BP neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 43(2): 143-148.
- [6] ISLAM S M, WU T, LEDWICH G. A novel fuzzy logic approach to transformer fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and electrical Insulation, 2000, 7(2): 177-186.
- [7] Guide for the interpretation of gases generated in oil immersed transformer: ANSI/IEEE Standard C57.104[S]. 1991.
- [8] HUANG Y C. Condition assessment of power transformers using genetic-based neural networks[J]. IEE Proceedings-Science, Measurement and Technology, 2003, 150(1): 19-24.
- [9] LIN C E, LING J M, HUANG C L. An expert system for transformer fault diagnosis using dissolved gas analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1993, 8(1): 231-238.
- [10] HUANG Y C. Evolving neural nets for fault diagnosis of power transformers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2003, 18(3): 843-848.
- [11] XU W, WANG D, ZHOU Z, et al. Fault diagnosis of power transformers: application of fuzzy set theory, expert systems and artificial neural networks[J]. IEE Proceedings-Science, Measurement and Technology, 1997, 144(1): 39-44.
- [12] GUO Y J, SUN L H, LIANG Y C, et al. The fault diagnosis of power transformer based on improved RBF neural network[C] // 2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics, August 19-22, 2007, Hong Kong, China: 1111-1114.
- [13] 田凤兰, 张恩泽, 潘思蓉, 等. 基于特征量优选与 ICA-SVM 的变压器故障诊断模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 163-170.

- TIAN Fenglan, ZHANG Enze, PAN Sirong, et al. Fault diagnosis model of power transformers based on feature quantity optimization and ICA-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 163-170.
- [14] ELMOUDI A A. Evaluation of power system harmonic effects on transformers, hot spot calculation and loss of life estimation[D]. Finland: Helsinki University of Technology, 2006.
- [15] 陈霄. 基于光纤传感技术的油浸式电力变压器状态多参量在线检测研究[D]. 济南: 山东大学, 2012.
CHEN Xiao. Online detection research on oil power transformer status multi-parameters based on optical fiber sensing technology[D]. Jinan: Shandong University, 2012.
- [16] IEEE guide for loading mineral-oil immersed power transformers: IEEE Standard C57.91[S]. Institute of Electrical and Electronic Engineers, 1995.
- [15] 史方正, 陆斌, 赵莉莉. 变压器热点温度及顶层油温预测模型[J]. 内燃机与配件, 2018(6): 115-117.
SHI Fangzheng, LU Bin, ZHAO Lili. Prediction model of transformer hot spot temperature and top oil temperature[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2018(6): 115-117.
- [17] 李可军, 徐延顺, 魏本刚, 等. 基于 PSO-HKELM 的变压器顶层油温预测模型[J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2501-2508.
LI Kejun, XU Yanshun, WEI Bengang, et al. Prediction model for top oil temperature of transformer based on hybrid kernel extreme learning machine trained and optimized by particle swarm optimization[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2501-2508.
- [18] 丁玉琴, 张乔根, 高萌, 等. 油浸式配电变压器分布式热路模型[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 968-974.
DING Yuqin, ZHANG Qiaogen, GAO Meng, et al. Distributed thermal circuit model of oil-immersed distribution transformers[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 968-974.
- [20] 同济大学数学系. 高等数学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2014.
- [21] THASANANUTARIYA T. Evaluation of power transformer loss of life in MEA's terminal station[C] // Business Investment Department Metropolitan Electricity Authority (MEA), AESIEAP Conference, 2010.
- [22] 詹望, 杨福生. 基于累积量的递归最小二乘算法研究[J]. 信号处理, 1999(3): 240-248, 280.
ZHAN Wang, YANG Fusheng. Research on recursive least square algorithms based on cumulants[J]. Signal Processing, 1999(3): 240-248, 280.
- [23] 陈欢, 彭辉, 舒乃秋, 等. 基于蝙蝠算法优化最小二乘双支持向量机的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3664-3671.
CHEN Huan, PENG Hui, SHU Naiqiu, et al. Fault diagnosis of transformer based on LS-TSVM optimized by bat algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3664-3671.
- [24] 秦鹏. 基于最小二乘支持向量机和 D-S 证据理论的电力变压器故障诊断研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2015.
QIN Peng. Power transformer fault diagnosis research based on least squares support vector machine and D-S evidence theory[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2015.
- [25] 王贺, 胡志坚, 张翌晖, 等. 基于聚类经验模态分解和最小二乘支持向量机的短期风速组合预测[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4): 237-245.
WANG He, HU Zhijian, ZHANG Yihui, et al. A hybrid model for short-term wind speed forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and least squares support vector machines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4): 237-245.
- [26] 方保镨, 周继东, 李医民. 矩阵论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.

收稿日期: 2019-12-24; 修回日期: 2020-02-20

作者简介:

何先华(1978—), 男, 本科, 高级工程师, 主要从事变电检修工作;

张远鹏(1990—), 男, 本科, 助理工程师, 主要从事变电检修工作;

崔桂兴(1987—), 男, 本科, 工程师, 主要从事配电运维、节能损耗技术与电力营销管理工作。

(编辑 张爱琴)