基于LSTSVR模型的边缘计算预测变压器平均 油温及绕组热点温度

张 磊1,杨廷方2,李 炜2,刘志勇2,曾 程2

(1. 国网湖南省电力有限公司,湖南 长沙 410004;2. 长沙理工大学 电气与信息工程学院,湖南 长沙 410114)

摘要:变压器绕组的热点温度过高,会导致变压器绝缘脆解、裂化甚至击穿短路。因此及时、准确地预测出变压器绕组的热点温度,对提高变压器运行的安全可靠性至关重要。利用最小二乘双支持向量回归机 (LSTSVR)作为边缘计算模型,将变压器油中气体色谱分析数据信息与变压器负载电流、环境温度、顶层油 温、上死角温度等变压器运行信息结合,构建监测系统架构,预测变压器的平均油温,并计算出绕组热点温 度。将所提方法得到的数据与实测数据进行对比,结果利用LSTSVR模型实现了变压器平均油温及绕组热 点温度的准确预测,且该模型的预测精度优于最小二乘支持向量回归机模型,有效地提高了绕组热点温度测 量的精度。现场实例也证明了所提方法的有效性和可靠性。

关键词:变压器;最小二乘双支持向量回归机;绕组;热点温度;边缘计算中图分类号:TM 411 文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202007012

0 引言

电力变压器是电力系统最重要的主设备,及时、 准确地判断出变压器的过热性故障,不仅直接关系 到电力系统运行的可靠性,还可避免事故扩大^[1]。 变压器运行时,其内部绝缘温度最高的是绕组,其次 是铁芯、油和油箱,有可能出现变压器本体温度还没 有超过允许值而绕组的最高温度已超过临界温度^[2] 的情况,从而导致绕组绝缘过早脆解、裂化甚至击穿 短路。变压器绕组绝缘所承受的最高温度称为热点 温度^[3]。国家标准GB/T15164—94《油浸式电力 变压器负载导则》的第7.3条规定"对于OF和OD冷 却方式的变压器,应采用更准确的方法来计算其平 均油温。因为热点温度计算与其有关……"^[4](OF、 OD分别为强迫油循环和强迫导向油循环),因此,准 确监测变压器平均油温及热点温度,防止变压器发 生突发性事故,对于电力系统运行具有重要意义。

传统的监测模式数据冗余量大、计算复杂,并且 有效的信息分散在不同的系统中,且采用不同的通 信网络和协议,数据之间是孤立的,存在系统壁垒, 很难融合在一起进行有效分析。随着计算机和网络 通信技术的发展,泛在物联网的建设为提高电力系 统运行水平以及电网资产运营效率开辟了一条新思 路^[5]。泛在物联网的特点是网络通信和信息融合, 而边缘计算能缓解物联网的数据处理压力,增强快 速响应能力,减少信道负荷,是泛在物联网的重要组 成部分^[6-7]。因此,采用基于边缘计算的泛在物联网

收稿日期:2019-10-22;修回日期:2020-05-18 基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777015) Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777015) 技术进行设备的状态监测是大势所趋。

目前变压器平均油温及热点温度测量的方法比 较多^[8]。最常用的是 IEEE 推荐的变压器绕组热点 温度计算的经验模型^[9],但是该模型对于OF冷却的 变压器,没有考虑温度变化时绕组电阻也会发生变 化,从而影响平均油温值变化,最终影响到绕组热点 温度的准确计算的问题。直接测量法将测温传感器 直接埋设在变压器绕组或绕组线饼中对变压器绕组 热点温度进行测量^[10],该方法测量的温度值比较准 确。由于绕组的不同部位温度不同,直接测量法若 要测量准确,必须装设多个传感器。但过多的传感 器会影响绕组的电场分布,导致电场畸变,影响绕组 绝缘和增加电磁干扰,故直接测量法也存在不足。 热模拟测量法采用电阻通电流的热电类比变压器绕 组的发热^[11],但该方法由于散热状况不同,只能得到 绕组大致的平均热点温度,无法测量到热点的真实 温度。

随着人工智能技术的发展,采用神经网络、粒子 群优化算法、灰色理论以及其他智能方法进行变压 器温度测量成为比较热门的研究主题^[12-14]。神经网 络法虽然具备自学习能力,但对样本的依赖性较大; 模糊算法较容易忽略样本空间的相关性;灰色理论 容易受人为主观因素的影响。由于支持向量机能克 服其他智能方法的样本量大、维数高、泛化能力不强 和局部极小值等缺点,目前在预测、故障诊断等方面 的应用越来越广泛和成熟^[15]。传统的支持向量回归 机(SVR)学习性能较好,但由于其计算效率不高、训 练速度慢,故耗时较长。双支持向量回归机用2个 非平行超平面构造回归函数,仅需要求解一对较小 规模的二次规划问题^[16],其计算复杂度比传统的支 持向量回归机低很多。而最小二乘双支持向量回归机(LSTSVR)在双支持向量回归机的基础上,利用最小二乘的思想,用等式约束代替传统的支持向量回归机中的不等式约束,进一步降低了计算复杂度。

本文基于泛在物联网技术,采用LSTSVR作为 边缘计算模型,通过将变压器的油中溶解气体分析 (DGA)数据与运行信息进行有效结合,预测变压器 平均油温值,再计算出绕组热点温度。本文方法既 实现了现场的热点温度测量和告警,减轻了网络及 云端中心的负担,提供了更快的响应,又使得状态感 知信息更加全面、预测更精准。

1 LSTSVR 原理

对于给定训练样本集 $T_{c}=\{(x_{1}, y_{1}), (x_{2}, y_{2}), \cdots, (x_{l}, y_{l})\},$ 其中l为训练样本的个数, $x_{i} \in \mathbb{R}^{n}$ 为输入变量 值, $y_{i} \in \mathbb{R}$ 为相应的输出值。用X表示由所有的输入 x_{i} 构成的矩阵,Y表示由所有的输出 y_{i} 构成的列向量。

LSTSVR算法首先通过训练样本数据集,获得如式(1)、(2)所示的一对不平行函数,将2类样本分开^[17]。

$$f_1(x) = \boldsymbol{u}_1^{\mathrm{T}} \boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}) + \boldsymbol{\gamma}_1 \tag{1}$$

$$f_2(x) = \boldsymbol{u}_2^{\mathrm{T}} K(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}) + \boldsymbol{\gamma}_2$$
⁽²⁾

其中, $K(X, X^{T})$ 为核函数; u_1 为 $f_1(x)$ 核函数的权值向 量; γ_1 为 $f_1(x)$ 的偏置; u_2 为 $f_2(x)$ 核函数的权值向量; γ_2 为 $f_2(x)$ 的偏置。式(1)、式(2)将分别确定回归函 数的不敏感上、下界。为了确定式(1)、(2)的双支持 向量机,需要求解如下2个优化问题:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \Big[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \Big]^{\mathrm{T}} \times \\ \Big[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \Big] + \frac{c_{1}}{2} \boldsymbol{\zeta}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\zeta} \\ \text{s.t.} \quad \boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) = -\boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\varepsilon}_{1} - \boldsymbol{\zeta} \end{cases} \\ \begin{cases} \min \frac{1}{2} \left[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{2} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{2}) \right]^{\mathrm{T}} \times \\ \left[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{2} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{2}) \right] + \frac{c_{2}}{2} \boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\eta} \end{cases} \end{cases}$$
(4)

$$\text{(s.t. } (K(X, X^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{2} + \boldsymbol{e} \boldsymbol{\gamma}_{2}) - \boldsymbol{Y} = -\boldsymbol{e} \boldsymbol{\varepsilon}_{2} - \boldsymbol{\eta}$$

其中,e为单位向量; c_1 、 c_2 为惩罚因子, $c_1 > 0$ 、 $c_2 > 0$; ε_1 、 ε_2 为 ε 不敏感损失函数的参数, $\varepsilon_1 > 0$ 、 $\varepsilon_2 > 0$; ζ 、 η 为松弛因子。式(3)的直观几何解释如图1所示。2 个超平面 $f_1(x) = 0 = f_1(x) - \varepsilon_1 = 0$ 之间的带子类似



图 1 LSTSVR 的几何解释 Fig.1 Geometric interpretation of LSTSVR

于标准支持向量回归机的半 ε_1 带。对于式(4)的解释与式(3)类似,本文不再赘述。

为了求解式(3),可将约束条件代入目标函数中 得到如式(5)所示的拉格朗日函数。

$$L = \frac{1}{2} \left\| Y - (K(X, X^{T})u_{1} + e\gamma_{1}) \right\|^{2} + \frac{c_{1}}{2} \left\| (K(X, X^{T})u_{1} + e\gamma_{1}) - Y - e\varepsilon_{1} \right\|^{2}$$
(5)
再对 u_{1}, γ_{1} 分别求梯度,得到:

$$\nabla_{\boldsymbol{u}_{1}}L = -K^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}) \left[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] + c_{1}K^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}) \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) - \boldsymbol{Y} - \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\varepsilon}_{1} \right] (6)$$
$$\nabla_{\boldsymbol{\gamma}_{1}}L = -\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}} \left[\boldsymbol{Y} - (\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] + c_{1}R^{\mathrm{T}} \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] \right] + c_{1}R^{\mathrm{T}} \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] + c_{1}R^{\mathrm{T}} \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] \right] + c_{1}R^{\mathrm{T}} \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] \right] + c_{1}R^{\mathrm{T}} \left[(\boldsymbol{K}(\boldsymbol{X}, \boldsymbol{X}^{\mathrm{T}})\boldsymbol{u}_{1} + \boldsymbol{e}\,\boldsymbol{\gamma}_{1}) \right] \right]$$

$$c_1 e^{-1} \left[\left(K \left(X, X^{*} \right) u_1 + e \gamma_1 \right) - Y - e \varepsilon_1 \right]$$

记核矩阵 $K = K(X, X^{T})$,结合式(6)、(7)可得:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{K}^{\mathrm{T}}\mathbf{K} + c_{1}\mathbf{K}^{\mathrm{T}}\mathbf{K} & \mathbf{K}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} + c_{1}\mathbf{K}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} \\ \mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{K} + c_{1}\mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{K} & \mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} + c_{1}\mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{1} \\ \boldsymbol{\gamma}_{1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}^{\mathrm{T}} + c_{1}\mathbf{K}^{\mathrm{T}} & c_{1}\mathbf{K}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} \\ \mathbf{e}^{\mathrm{T}} + c_{1}\mathbf{e}^{\mathrm{T}} & c_{1}\mathbf{e}^{\mathrm{T}}\mathbf{e} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{Y} \\ \boldsymbol{\varepsilon}_{1} \end{bmatrix}$$
(8)

整理式(8)后得到:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{u}_1 \\ \boldsymbol{\gamma}_1 \end{bmatrix} = (1+c_1)(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H})^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}[(1+c_1)\boldsymbol{Y}+c_1\boldsymbol{\varepsilon}_1\boldsymbol{e}] \quad (9)$$

其中, $H = [K(X, X^{T}), e]_{\circ}$

同理,由式(4)可以得到解为:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{u}_2 \\ \boldsymbol{\gamma}_2 \end{bmatrix} = (1+c_2)(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H})^{-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}[(1+c_2)\boldsymbol{Y}+c_2\boldsymbol{\varepsilon}_2\boldsymbol{e}] \quad (10)$$

根据式(9)、(10)可以分别得到上界和下界回归 函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$,由这2个回归函数的平均值构成 最终的回归函数如式(11)所示。

$$f(x) = \frac{1}{2} (f_1(x) + f_2(x)) = \frac{1}{2} (u_1 + u_2)^{\mathrm{T}} K(X, X^{\mathrm{T}}) + \frac{1}{2} (\gamma_1 + \gamma_2)$$
(11)

根据式(11)所示的回归模型,可以对输出量 *Y* 进行预测。整个LSTSVR回归预测模型的求解过程 如附录中的图 A1 所示。

2 预测模型及绕组热点温度计算

根据国家标准 GB 1094.2 — 2013《电力变压器 第2部分:液浸式变压器的温升》的第7.4.2条,油的 平均温度θ_{om}=(θ_e+θ_b)/2,其中θ_e为顶层油温,θ_b为底 层油温。这种简单的求平均值法有一定的误差,与 变压器的实际平均油温并不一致,因此也影响到绕 组的热点温度计算。为了提高变压器的平均油温测 量的准确度,本文利用LSTSVR泛化能力强、计算速 度快等特点,建立基于LSTSVR的变压器平均油温 精确预测模型,并准确计算绕组热点温度。当变压 器油温过高时,变压器油会受热分解成各种气体。

其中最主要的特征气体为CH4、C2H4。如果还有绕 组高温过热,则油中还会产生CO、CO2。当变压器 油发生放电故障时,主要的特征气体为H₂,C₂H₂。经 综合考虑,本文将主要反映变压器内部高温过热 的CH4、C2H4、CO、CO2这4种特征气体作为本次变压 器平均油温预测模型的输入参数。故本次预测模型 有变压器负载电流I、环境温度 θ_{a} 、顶层油温 θ_{a} 、底 层油温 $\theta_{\rm h}$ 、CH₄含量 T_1 、C,H₄含量 T_2 、CO,含量 T_3 、CO 含量 T_4 共8个特征量作为LSTSVR的输入量,即 x_i = $[I, \theta_a, \theta_o, \theta_b, T_1, T_2, T_3, T_4]$, 而平均油温 θ_{om} 作为模型 的输出量 $y_i = [\theta_{om}]_i$ 。对于输入量样本集,先利用核 函数求解式(3)、(4),对目标函数进行极小化寻优。 在求解过程中,通过式(6)、(7)用等式约束代替支持 向量机的不等式约束,极大地降低了问题的复杂度 和计算量。由于只需要求解2个n维方程组,即式 (9)和式(10),而n«l,故本文方法的求解复杂度比 LSSVR低。再由式(9)、(10)计算出最小二乘双支持 向量系数,由此得到回归函数 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$,并将二 者的平均值构成最终的回归函数,即式(11)。然后 通过最终的回归函数对输出量 $y_i = [\theta_{om}]_i$ 进行预测。 计算得到平均油温θ., 后, 再根据GB/T 15164-94 《油浸式电力变压器负载导则》中的第8.1.2条,由式 (12)计算出在任一负载下的绕组最终热点温度(对 于采用OF冷却的变压器而言)。

$$\theta_{\rm h} = \theta_{\rm a} + \Delta \theta_{\rm b} \left(\frac{1 + rK_{\rm L}^2}{1 + r} \right)^{x_{\rm old}} + 2\left(\Delta \theta_{\rm om} - \Delta \theta_{\rm b} \right) K_{\rm L}^{y_{\rm w}} + H_{\rm gr} K_{\rm L}^{y_{\rm w}}$$
(12)

其中, θ_h 为绕组热点温度; $\Delta \theta_b$ 为 θ_b 相对于 θ_a 的温升; $\Delta \theta_{om}$ 为平均油温 θ_{om} 相对于环境温度 θ_o 的温升;r为 额定电流下的负载损耗与空载损耗之比; K_L 为负载 系数,即负载电流与额定电流之比; x_{ol} 为总损耗对油 温升用的指数幂; y_w 为电流对绕组温升用的指数幂; H_{gr} 为热点对绕组顶部油的温差。 $r_xK_x_{ol}, y_w, H_{gr}$ 的 值可通过变压器制造厂家提供的变压器热特性数据 得到。

采用LSTSVR预测变压器平均油温及计算绕组 热点温度的具体步骤如下:

(1)初始化训练样本;

- (2)设定参数初始值;
- (3)选择核函数,本文采用径向基函数(RBF);
- (4)选择合适的 c_1, c_2 和 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$;

(5)根据式(6)、(10)求解 u_1 、 γ_1 、 u_2 、 γ_2 ;

(6)根据式(11)确定回归函数 $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$;

(7)利用迭代公式,计算 $x_n = x_{n-1} - f(x_{n-1})/f'(x_{n-1});$

(8)计算预测误差 $w = ||x_n - x_{n-1}||;$

(9)如果w大于误差阈值10⁻³,则转步骤(4),否则转步骤(10);

(10)终止训练,判断样本集合中是否有新的样本点,若有则转步骤(3),否则训练终止,转步骤(11);

(11)根据式(12)计算绕组热点温度;

(12)输出结果。

为了准确地反映预测精度,本文采用最大相对 误差(MPE)、平均相对误差(MRE)、均方根误差 (RMSE)3个性能评价指标^[15-17],各指标的表达式如 附录中的式(A1)所示。MPE、RMSE和MRE 值越 小,表明模型预测效果越好。

3 边缘计算监测系统架构

本文的平均油温预测及绕组热点温度监测系统 采用泛在物联网技术架构,由感知层、网络层、平台 层和应用层构成,具体如图2所示。



Fig.2 Architecture of monitoring system

感知层的主要任务是采集现场设备的状态信息。感知层中包含许多传感器,主要有负载电流传感器、环境温度传感器、顶层油温传感器、底层油温 传感器。感知层中的时钟对时系统用于监测系统与 GPS卫星对时。感知层的信息量包括来自现场DGA 系统的数据,如CH₄、C₂H₄、CO₂、CO等气体的含量。 另外感知层还需读取变压器的特性数据,主要是热 特性数据以及运行数据。上述的各种传感数据信息 通过RS232串口通信输入主控板。主控板采用 ARM11内核的中央处理器,将传感器采集到的模 拟信号进行滤波、放大、电平调整以及模拟/数字 (A/D)转换,并利用LSTSRVR预测模型进行边缘 计算,判断绕组热点温度是否过高,若温度超限,则 立即发出预警信号。

4 实验测试分析

本文对湖南某220 kV 变电站1号主变进行温升 试验,该变压器型号为OSFPS7-120000/220,冷却 方式为强迫油循环风冷(OFAF)。通过采集该主变 温升试验的负载电流、环境温度、顶层油温、底部油 温、平均油温、DGA数据以及热点温度等数据,得到 320组样本数据。本次温升试验采用相互负载法, 将2台变压器并联连接,其中一台作为被试变压器。 对被试变压器施加额定电压励磁,使被试变压器绕 组内流过额定电流。环境温度由6个现场温度传感 器测得的温度求平均值得到。本文所用的是西门子 室外高精度环境温度传感器,型号为OFM2171,功 耗小于1 V·A。这些传感器沿油箱四周分布,距离 油箱表面约2m,避免直接受热辐射的影响。顶层 油温通过埋入3个油箱顶部的铂热电阻(Pt100)温 度传感器测量得到。本次温升试验中,绕组热点温 度直接采用光纤传感器测量。每个绕组都安装有8 个光纤传感器,绕组热点温度以这8个温度测量值 中的最大值为准。底部油温由安装在油联管处的 温度传感器测定。平均油温实测值是将顶层油温 与底部油温相加求平均值得到。所有的测量数据每 5 min采样一次。将本次实测得到的数据划分为训 练集和测试集两部分:前290组数据作为训练样本, 剩余的30组数据作为测试样本。对于LSTSVR预测 模型,本文采用网格搜索法选取最优的惩罚参数和 径向基核参数 $\sigma^{2[17]}$ 。通过对样本反复测试,得到最 优模型参数 $c_1 = c_2 = 1.15$ 、 $\sigma = 0.163$ 。根据模型参数 值,按照前文所述的预测步骤,先确定预测回归函数 模型,再预测变压器平均油温 θ_{m} ,然后根据 θ_{m} 计算 油的平均温升 $\Delta \theta_{m}$,最后根据各个参数值以及式 (12)计算得到绕组热点温度。

图3为平均油温的实测值以及LSTSVR模型的 预测值。为了进行对比,本文还采用最小二乘支持 向量回归机(LSSVR)模型进行了预测,预测结果也 显示在图3中。由图3可以明显看出,LSTSVR模型 预测值曲线能很好地拟合实际监测值曲线,预测结 果的分散性要比LSSVR模型预测结果的小得多。





图4为LSTSVR和LSSVR模型预测结果的相对 误差。从图4中可以明显看出,LSTSVR模型的预测 结果的相对误差要比LSSVR模型的预测结果的相对 误差小。2种模型的MPE、MRE、RMSE见表1。由表 1可知,LSTSVR模型的MRE约为LSTSVR模型的 1/6。由此可见,LSTSVR模型的预测结果优于LSSVR 模型,因此利用LSTSVR模型预测变压器平均油温是 可行的。



图4 LSTSVR模型和LSSVR模型的相对误差对比

Fig.4 Comparison of relative errors between LSTSVR and LSSVR models

表1 2种模型的平均油温预测误差比较

 Table 1
 Comparison of prediction errors of average oil temperature between two models

预测模型	MPE / %	MRE / %	RMSE / %
LSTSVR	2.0	0.9	1.1
LSSVR	11.8	5.9	6.7

图 5 为绕组热点温度的实测值和利用 LSTSVR 和 LSSVR 模型的预测结果计算得到的绕组热点温度值。图 6 为利用 LSTSVR 和 LSSVR 模型的预测结果计算得到的绕组热点温度的相对误差。



图5 绕组热点温度计算结果对比





图6 绕组热点温度计算结果误差对比

Fig.6 Comparison of calculation errors of winding hot spot temperature

从图5可看出用LSTSVR模型预测值计算得到的绕组热点温度能够更好地拟合实际值。从图6也可以看出,利用LSTSVR模型得到的预测值计算的绕组热点温度误差也比利用LSSVR模型得到的预测值计算的绕组热点温度误差小。利用2种模型的预测值计算得到的绕组热点温度的MPE、MRE、RMSE如表2所示。

表2 绕组热点温度计算值误差比较

Table 2 Comparison of calculation errors of winding

hot	enot	temperature
not	SDOL	temperature

	-	•	
预测模型	MPE / %	MRE / %	RMSE / %
LSTSVR	2.8	1.6	1.9
LSSVR	18.6	9.2	7.2

由表2知,利用LSTSVR模型的预测值计算得到的绕组热点温度的MRE为1.6%,小于利用LSSVR 模型的预测值计算得到的绕组热点温度的MRE的 1/5。文献[13]采用传统的支持向量回归机和BP神 经网络2种模型预测绕组热点温度,MPE分别为 4.47%、2.85%,均大于本文方法的MPE。文献[14] 采用灰色模型进行预测,其预测误差大于4%,显然 大于本文方法的MPE。文献[8]采用粒子群预测模 型进行预测,其MPE大于4%,也大于本文方法的 MPE。由此可见本文的方法是有效和可靠的。

5 现场运行

广东省广州市某变电站的主变为型号SFPSZ10-180000 / 220 的三相三绕组有载调压、低损耗组合 式降压变压器,冷却方式为OFAF,共2台。该变电 站主变的温度预测系统架构按照图2进行设计。主 变装有环境温度传感器、顶层油温传感器、底部油温 传感器等。传感器采集数据并通过RS232与主控板 进行通信。主控板利用LSTSRVR模型进行边缘计 算,预测变压器平均油温及绕组热点温度,并判断热 点温度是否超出警戒值。按照国际电工委员会 IEC354《油浸变压器负载导则》的规定,变压器绕组 绝缘正常损害的最热点允许温度为98℃。故在本 次的温度预测系统中,绕组热点温度的警戒值设为 98℃。该变电站主变已经投运了5年。2019年4月 12日13:00,1号主变A相绕组预测到的热点温度为 78.6 ℃,比B、C相的高5 ℃。之后,A相绕组预测的 热点温度持续走高。在14:40:00时刻,A相绕组预测 到的热点温度为100.8 ℃,超过了警戒值,如附录A 中的图A2所示,监测系统的主控板立即发出告警信 息。后经吊芯检查发现,该主变A相高压绕组从上 向下第2饼至第3饼处焊接处有开焊,引起绝缘破 坏,导致股间相熔短路。本文的LSTSVR模型成功 地避免了一次变压器内部绕组严重短路事故,减少 了不必要的损失。且当预测到的温度超出警戒值 时,系统会立即发出告警信息,而无需将所有数据传 到云数据中心再由云数据中心进行判断,缓解了云 数据中心的数据处理压力,并减少了通信信道阻塞。

6 结论

本文基于泛在物联网技术架构,利用LSTSVR 模型作为边缘算法,将变压器的DGA数据与运行信 息有效结合起来,预测变压器平均油温值,再计算出 绕组热点温度。通过与主变温升试验数据的比较, 得到以下结论。

(1)LSTSVR模型预测值能很好地拟合实际测量 值,其预测结果的分散性要比LSSVR模型的预测结 果的小。经计算,LSTSVR预测模型的MRE约为 LSTSVR预测模型的1/6。

(2)利用LSTSVR模型预测值计算得到的绕组 热点温度的MRE为1.6%,小于利用LSSVR模型模 型预测值计算得到的绕组热点温度的MRE的1/5, 证明了本文方法的有效性。

(3)在现场运行中,本文方法能及时、准确地告警,成功地避免了一次变压器内部绕组短路事故。 这既反映了泛在物联网技术中边缘计算的优越性, 可减轻网络及云端中心的负担,提高就地端响应的 实时性,又表明了本文方法的有效性和可靠性。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- 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.
- [2] 李琳,谢裕清,刘刚,等. 油浸式电力变压器饼式绕组温升的影响因素分析[J]. 电力自动化设备,2016,36(12):83-88.
 LI Lin,XIE Yuqing,LIU Gang, et al. Influencing factor analysis for disc-type winding temperature rise of oil-immersed power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016,36(12):83-88.
- [3]杨志超,吴奕,王坚,等.一种主变压器热点温度实时计算解析 模型[J].电力自动化设备,2016,36(11):147-151.
 YANG Zhichao, WU Yi, WANG Jian, et al. Analytical model for real-time calculating hot-spot temperature of main transformer[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(11): 147-151.
- [4] 国家技术监督局. 油浸式电力变压器负载导则:GB/T15164-94 [S]. 北京:中国标准出版社,1994.
- [5] 沈鑫,曹敏,薛武,等. 基于物联网技术的输变电设备智能在线监测研究及应用[J]. 南方电网技术,2016,10(1):32-41.
 SHEN Xin, CAO Min, XUE Wu, et al. Research and application of intelligent online monitoring of power transmission and transformation equipment based on technology of internet of things[J]. Southern Power System Technology,2016,10(1): 32-41.
- [6] ZHANG K, MAO Y M, LENG S P, et al. Energy-efficient offloading for mobile edge computing in 5G heterogeneous networks[J]. IEEE Access, 2016,4:5896-5907.
- [7] CIAVARELLA S, JOO J Y, SILVESTRI S. Managing contin-

gencies in smart grids via the internet of things [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(4): 2134-2141.

- [8] 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.
- [9] IEEE. IEEE guide for loading mineral-oil-immersed power transformers: IEEE Std C57.91-1995 [S]. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995.
- [10] 王恩,赵振刚,曹敏,等. 基于光纤 Bragg 光栅的油浸式变压器 多点温度监测[J]. 高电压技术,2017,43(5):1543-1549.
 WANG En,ZHAO Zhengang,CAO Min,et al. Multi point temperature monitoring of oil immersed transformer based on fiber Bragg grating[J]. High Voltage Engineering,2017,43(5):1543-1549.
- [11] 滕黎. 一种简化的油浸式变压器绕组热点温度计算模型[J]. 变压器,2016,53(2):7-11.
 TENG Li. A simplified model for calculating oil-immersed transformer winding hot spot temperature[J]. Transformer,2016, 53(2):7-11.
- [12] 杨欢红,丁字涛,宋亮,等. 基于热路和 BP 神经网络的变压器 顶层油温预测研究[J]. 水电能源科学,2018,36(8):171-174. YANG Huanhong, DING Yutao, SONG Liang, et al. Study on prediction of top-oil temperature for transformer based on thermal circuit and BP neural network[J]. Water Resources and Power,2018,36(8):171-174.
- [13] 彭道刚,陈跃伟,钱玉良,等. 基于粒子群优化-支持向量回归 的变压器绕组温度软测量模型[J]. 电工技术学报,2018,33 (8):1742-1761.

PENG Daogang, CHEN Yuewei, QIAN Yuliang, et al. Transformer winding temperature soft measurement model based on particle swarm optimization-support vector regression[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(8):17421761.

[14] 张严. 基于灰预测理论干式变压器温度控制系统的研究[D]. 天津:河北工业大学,2015.

ZHANG Yan. Research of dry-type transformer temperature control system based on gray prediction theory[D]. Tianjin: Hebei University of Technology,2015.

[15] 张镱议,焦健,汪可,等.基于帝国殖民竞争算法优化支持向量 机的电力变压器故障诊断模型[J].电力自动化设备,2018,38 (1):99-104.
ZHANG Yiyi, JIAO Jian, WANG Ke, et al. Power transformer fault diagnosis model based on support vector machine opti-

mized by imperialist competitive algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(1):99-104.

- [16] 李冉. 基于支持向量回归的变压器顶层油温预测[J]. 电气应 用,2018,37(5):66-70.
- [17] 牛犇,顾宏斌,孙瑾,等. 有向无环图-双支持向量机的多类分 类方法[J]. 计算机应用与软件,2015,32(11):167-170,184.
 NIU Ben,GU Hongbin,SUN Jin,et al. A directed acyclic graph and twin support vector machine algorithm for multi-class classification[J]. Computer Applications and Software,2015,32 (11):167-170,184.

作者简介:



张 磊(1985—),男,湖南醴陵人,工 程师,硕士,主要研究方向为电力系统运行 与控制(E-mail:115257821@qq.com);

杨廷方(1975—),男,湖南泸溪人,副 教授,博士,主要研究方向为电力系统绝缘 (E-mail:2630544839@qq.com);

李 炜(1996—),男,江西吉安人,硕 士研究生,主要研究方向为过电压保护、绝 缘监测及故障定位(E-mail:527356491@qq. com)。

(编辑 任思思)

Prediction of transformer average oil temperature and winding hot spot temperature by edge computation based on LSTSVR model

ZHANG Lei¹, YANG Tingfang², LI Wei², LIU Zhiyong², ZENG Cheng²

(1. State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410004, China;

2. School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: The excessively high hot spot temperature of transformer windings leads to transformer insulation embrittlement and cracking, even breakdown and short circuit. Therefore, it is very important to predict the hot spot temperature of transformer windings timely and accurately to improve the safety and reliability of the transformer operation. Based on the edge computation model of LSTSVR (Least Square Twin Support Vector Regression) and the DGA (Dissolved Gas Analysis) information combined with transformer operation information such as transformer load current, ambient temperature, top layer oil temperature and upper dead angle temperature, a monitoring system is constructed to predict the average oil temperature of transformer and calculate the hot spot temperature of windings. The comparison between data gained by the proposed method and the field measured data shows that the LSTSVR model realizes the accurate prediction of the transformer average oil temperature and hot spot temperature of the windings, and the prediction accuracy of the LSTSVR model is better than that of the LSSVR (Least Square Support Vector Regression) model, the accuracy of hot spot temperature measurement of transformer windings is improved effectively. The effectiveness and reliability of the proposed method are proved by field examples.

Key words:electric transformers;least square twin support vector regression;electric windings;hot spot temperature;edge computation 附录









其中, \tilde{y}_i 为预测值; y_i 为实际值。





Fig.A2 Hot spot temperature prediction of three-phase winding on April 12, 2019