

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.05.020

# 基于 GP-NLSM 的变压器绕组热点温度建模

张军<sup>1</sup>, 陈霄<sup>1</sup>, 张旺<sup>2</sup>, 诸德律<sup>2</sup>, 陈英华<sup>3</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024; 2. 国网江苏省电力有限公司经济技术研究院, 江苏 南京 210008; 3. 国网经济技术研究院有限公司, 北京 102200)

**摘要:**准确的绕组热点温度估算模型是评估油浸式变压器热状态和绝缘寿命的关键。文中基于变电站监测的热点温度与负载电流数据,利用遗传编程算法训练出热点温度估算模型的基本结构,结合归一化自适应滤波(NLMS)算法实现热点温度估算模型的参数辨识,最终建立一种油浸式变压器热点温度显式预测模型。研究表明:显式绕组热点温度估算模型可以直观映射出负载系数与绕组热点温度之间的关系。预测集下模型的拟合优度为0.998 8,最大绝对误差仅为1.36 ℃,验证了模型的正确性与有效性。此外,针对同一区域下同种容量型号的油浸式变压器进行绕组热点温度估算,证明了所提模型具有较强的泛化性能。

**关键词:**油浸式变压器;热点温度;遗传编程;归一化自适应滤波(NLMS)算法;绝缘寿命;显式预测模型

中图分类号:TM41

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)05-0165-07

## 0 引言

近年来国家经济飞速发展,各个行业对于用电安全可靠性的要求越来越高,而变压器是电网供电系统中的核心设备,其稳定运行关系到整个供电网络的安全稳定<sup>[1]</sup>。随着时间的推移,油浸式变压器绝缘性能会随着内部绝缘的热老化而逐渐劣化。绕组热点温度作为衡量变压器热老化特性的一个重要指标参量,不仅对计算与评估剩余绝缘寿命具有重要意义,而且能够为制定合理的变压器运行方式以及维护周期等提供有力依据,因此精确预测绕组热点温度尤为重要。

目前一般采用直接测量法与间接测量法测量变压器内部温度。直接测量法通过在变压器绕组线饼中或绕组附近可能发生过热的位置安装光纤温度传感器,直接监测出油浸式变压器绕组热点温度,但运行维护困难、成本较高,难以推广应用<sup>[2-3]</sup>。间接测量法可分为导则法、数值计算法和智能预测法。在导则法中,IEEE Std C57.91-2011、IEC 60076-7所推荐的变压器绕组热点温度计算经验公式是国内外应用最为广泛的简化计算经验模型,其与基于热电类比原理的热路法温升模型相似,基本结构都是一组微分方程,但计算过程相对复杂<sup>[4-5]</sup>。数值计算法主要基于有限元法<sup>[6-8]</sup>和有限体积法<sup>[9]</sup>,该方法主要基于传热学原理建立温升解析计算方程,构建流固耦合的温度场仿真模型,进行油温及绕组

热点温升的计算分析,其物理意义明确,可获取的温度分布数据丰富,且能最真实地还原变压器内部产热散热过程,但需要较多变压器电气参量及实际设计数据,计算量大,求解过程略复杂<sup>[10]</sup>。智能预测法即采用智能学习的方法<sup>[11-16]</sup>,如人工神经网络算法<sup>[12-13]</sup>、模糊模型<sup>[14]</sup>、遗传算法<sup>[15]</sup>、支持向量机<sup>[16]</sup>,但是上述算法所建模型均为“黑匣子”模型,无法得出内部温度与相关影响因素的显式关系。

而遗传编程(genetic programming, GP)算法具有高鲁棒性、强泛化性和显式表达性<sup>[17-18]</sup>,归一化自适应滤波(normalized least mean square, NLMS)算法收敛速度快、计算复杂度低<sup>[19]</sup>。因此,为解决上述“黑匣子”问题,文中采用GP-NLMS算法并结合变电站油浸式变压器实测数据建立绕组热点温度显式预测模型,直观地揭示热点温度与负载系数的内在变化规律。最后,利用预测集数据以及同一站内另一台变压器的实测运行数据,进行模型正确性与泛化性能验证,预测结果与实测结果基本一致。

## 1 绕组热点温度估算模型

在正常运行期间,油浸式变压器发热的损耗可以概括为两方面:空载损耗与负载损耗。空载损耗(铁耗)又分为涡流损耗以及磁滞损耗,该损耗是由主磁通产生的,是引起变压器铁芯温度升高的主要因素;而负载损耗(铜耗)是由负载电流 $I_L$ 引起的,是引起绕组温度上升的关键因素,所以负载电流 $I_L$ 决定绕组温度,决定绕组的热点温度 $T_{hs}$ 。故文中将油浸式变压器的负载系数 $l$ (负载电流与额定电流的比值)作为模型的输入变量,建立油浸式变压器

收稿日期:2022-03-25;修回日期:2022-06-18

基金项目:国家电网有限公司科技项目(5400-202056131A-0-0-00)

绕组热点温度估算模型。

通过参考负载导则对油浸式变压器的相关标准<sup>[4-5]</sup>以及 Swift 模型<sup>[20]</sup>、Susa 模型<sup>[21]</sup>等相关热路模型的文献可知,油浸式变压器热点温度或顶层油温的计算由多个微分方程构成,可认为绕组热点温度的变化在时间上是一个累积过程,即当前时刻的温度与前一时刻的温度相关。因此,为简化计算过程,结合标准和相关文献,设定绕组热点温度估算模型为一个单一的微分方程,即:

$$\frac{dT_{hs}}{dt} = f(T_{hs}, l) \quad (1)$$

## 2 遗传编程理论

### 2.1 GP 算法理论及建模方法

GP 算法是进化算法中唯一一个能同时进行参数优化与结构辨识的算法,具有较大应用价值<sup>[22-23]</sup>。GP 的运行计算始于一个随机生成且适用于所给问题环境的初始种群,并且任一个体都用适应度值来评判优劣,根据达尔文的“优胜劣汰”理论,通过选择、交叉和变异等遗传操作生成下一代较高适应度的个体,反复迭代与进化,直到运行代数或者某个个体适应度值满足给定终止规则为止。

GP 算法的实现流程如图 1 所示,其建模过程如下:

- (1) 随机生成  $P$  个个体,并将其作为初始种群;
- (2) 利用样本数据集,求出当前种群中所有个体适应度值的大小;
- (3) 依据个体适应度值进行选择操作,选择用于产生子代个体的父代个体;
- (4) 概率性地选择复制操作、交叉操作、变异操作;
- (5) 通过遗传操作产生子代个体;
- (6) 循环步骤(3)一步骤(5),直到产生预先设定的  $P$  个个体;
- (7) 用新产生的  $P$  个子代个体代替  $P$  个父代个体;
- (8) 循环步骤(2)一步骤(7),满足预先设定的终止规则就停止运行,输出当前种群中适应度最佳的个体,作为最优模型。

### 2.2 GP 算法的遗传操作算子

GP 算法的核心是遗传操作,遗传操作推动着整个进化过程。文中以交叉操作、变异操作为例,作简要说明。

交叉操作近似于自然生物的基因重组,是遗传

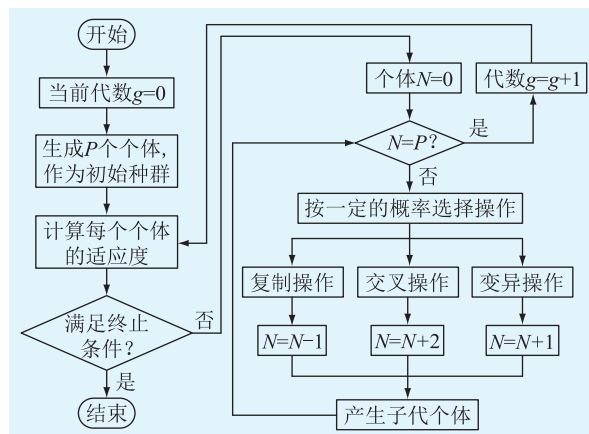


图 1 GP 算法流程

Fig.1 Flow chart of GP algorithm

操作的主力军,更是生成新个体的主要操作。在种群中选择操作选出的 2 个个体作为父代个体,分别找一个发生遗传操作的节点,最后将此节点及其下方的子树交换,进而产生 2 个子代个体,该操作示意如图 2 所示。

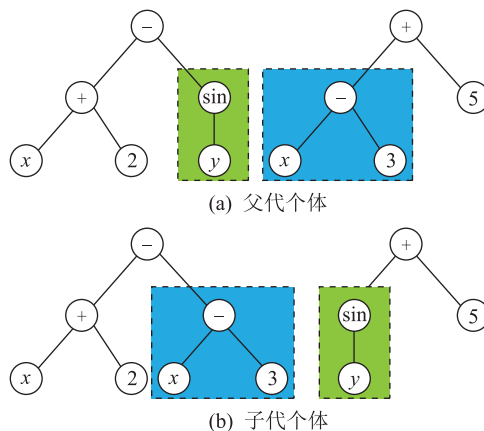


图 2 交叉操作

Fig.2 Cross operation

为防止 GP 算法过早收敛,使用变异操作来增加种群多样性,并尽可能地使其跳出局部最优解。一般变异操作有 2 种形式:(1) 将变异节点用同种类型的任意一个节点代替;(2) 由算法随机生成一个新二叉树,取代以变异点为根节点的子树,具体如图 3 所示。

### 2.3 GP 算法遗传操作概率设置

为了让交叉操作和变异操作控制整个进化的过程,在 GP 算法运行期间,将复制概率设置为 0,交叉操作和变异操作的概率设置为自动调整取值。自动调整取值的设定规则为:

- (1) 假如某一种遗传操作产生了具有较优适应度的个体,那么该遗传操作的概率取值将会增加,否则该遗传操作的概率取值将减小,进而使得更有

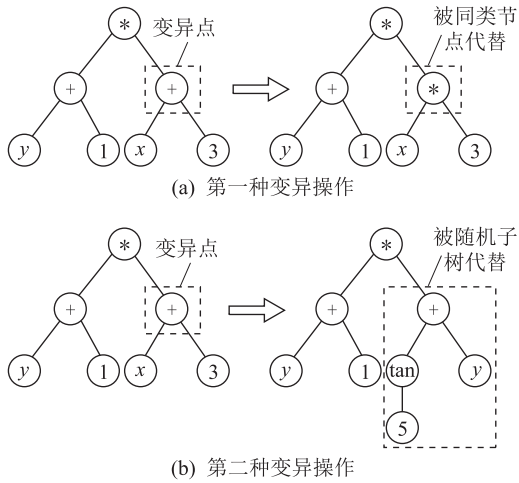


图3 变异操作

Fig.3 Mutation operation

利于种群进化的遗传操作去主导进化过程;

(2) 若算法检测到当代种群个体结构类似,将增大变异操作概率,增加种群多样性,有效防止 GP 算法陷入局部最优。图 4 为 GP 算法运行过程中遗传操作算子的概率变化。

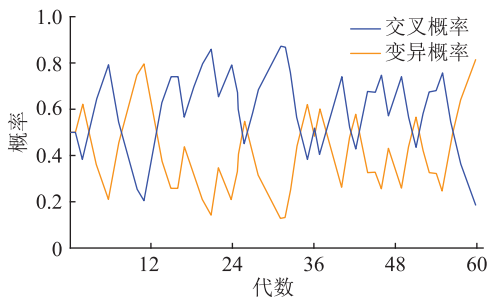


图4 遗传操作算子概率变化

Fig.4 Probability changes of genetic operators

### 3 NLMS 算法

#### 3.1 NLMS 理论

自适应滤波算法在模型参数优化方面具有精确度高,收敛速度快,复杂度低等优势<sup>[24-25]</sup>。而目前应用较广泛且经典的自适应滤波算法有:最小均方(least mean square, LMS)算法、NLMS 算法、递归最小二乘(recursive least square, RLS)算法。NLMS 算法运算量小,结构简单,且克服了输入权向量过大而造成的噪声增加问题,可有效防止输入信号突变带来的系数突变,算法性能优于经典的 LMS 算法。此外 NLMS 算法失调量相对减少,动态输入范围相对增大,还可通过选取适当的步长参数来增加收敛速率。因此文中利用 NLMS 算法进行参数优化,使得热点温度估算模型具有更高精度。

NLMS 算法在参数估计中须满足 3 个基本的关

系<sup>[25]</sup>。即:

(1) 滤波器的预测输出。

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{x}(n) \quad (2)$$

(2) 预测输出与期望输出之差(估计误差)。

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (3)$$

(3) 抽头权向量的更新。

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \mathbf{x}(n) e(n) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{w}(n)$ 为抽头权向量; $\mathbf{w}(n+1)$ 为更新后的抽头权向量; $d(n)$ 为理想输出; $\|\mathbf{x}(n)\|^2$ 为输入信号向量 $\mathbf{x}(n)$ 的平方欧式范数; $\mu$ 为步长参数,一般应满足 $0 < \mu < 2$ 。

#### 3.2 NLMS 算法程序实现

图 5 为 NLMS 算法的实现流程,步骤如下:

- (1) 初始化参数,设置初始权向量 $\mathbf{w}(0)$ ,步长参数 $\mu$ ,输入向量 $\mathbf{x}(0)$ ,迭代次数 $n$ ;
- (2) 计算滤波器的输出 $y(n)$ ;
- (3) 计算滤波器的估计误差(误差信号);
- (4) 更新权系数的值,得出 $\mathbf{w}(n)$ ;
- (5) 判断能否满足终止规则,若满足,则结束,输出权系数 $\mathbf{w}(n+1)$ ,若不满足则返回至步骤(3)。

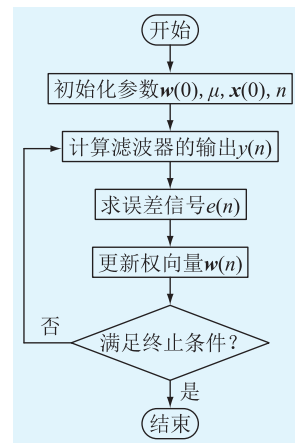


图5 NLMS 算法实现流程

Fig.5 Flow chart of NLMS algorithm implementation

### 4 基于 GP-NLMS 的热点温度估算模型

#### 4.1 数据获取

选取某变电站 1 号 220 kV 主变压器,其额定容量为 120 MV·A,冷却方式为油浸式自然风冷(oil natural air natural, ONAN),已装设光纤测温装置。监测连续 3 d 共 72 h 内主变压器的负载电流以及热点温度数据,每隔 2 min 读取一组数据,共计 2 160 组数据,将其作为训练集,如图 6 所示,用于 GP-NLMS 算法训练绕组热点温度估算模型。选取另外连续 2 d(48 h)内所测的数据(1 440 组)作为预测

集,验证模型的预测精度。

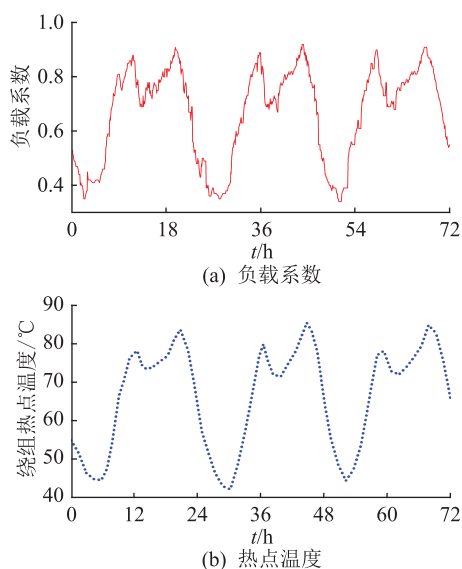


图6 训练集数据

Fig.6 Training set data

#### 4.2 GP 算法参数设置

根据 GP 算法的实现步骤,首先确定算法的基本参数,具体见表 1,其中  $R$  为 0~1 之间的随机数。

表 1 GP 算法的相关参数设置

Table 1 Setting of related parameters in GP algorithm

参数名称	参数选取
种群大小	200
最大运行代数	500
最大节点数	150
初始种群最大深度	6
初始种群产生方法	斜坡对半生成法
适应度的选择	原始适应度
终端集合	$T_{hs}, l, R$
函数集合	+, -, *
复制概率	0
交叉概率	自动适应进化过程
变异概率	自动适应进化过程
选择方法	锦标赛选择法

为避免进化过程中出现过早收敛的现象,选择方法采用锦标赛选择法<sup>[26-27]</sup>。

文中 GP 算法终止规则设置为算法运行至最大代数或者最佳个体的适应度值小于预设的阈值即终止。其表述见式(5)、式(6)。

$$g \geq g_{\max} \quad (5)$$

$$R_b < R_{\min} \quad (6)$$

式中: $g$  为此时种群的运行代数; $g_{\max}$  为预设的最大运行代数; $R_b$  为运行的当代中最佳个体的适应度值; $R_{\min}$  为预设的应满足要求的适应度值。

#### 4.3 NLMS 算法参数设置

根据 NLMS 算法实现的步骤,初始化参数,设置初始权向量  $w(0)$ ,输入向量  $x(0)$ ,迭代次数  $n$ ,步长参数  $\mu = 0.008$ , $\mu$  的选取依据算法的多次运行调整而最终确定。

#### 4.4 GP-NLMS 算法建模

经过数次进化、筛选,最终确定最佳绕组热点预测模型(简称 G-N-HS 模型),其具体表达式如下:

$$\frac{dT_{hs}}{dt} = 0.011 I l^2 - 3.55 \times 10^{-5} T_{hs} - 9.85 \times 10^7 T_{hs}^2 + 0.001 46 \quad (7)$$

从模型可以看出,相比于“两段式”的导则模型<sup>[4-5, 20-21]</sup>,G-N-HS 模型结构简单直观,且为显式模型,可直接根据所测负载电流确定绕组热点温度。

### 5 模型预测性能分析

#### 5.1 模型的验证

依据文中所建立的 G-N-HS 模型,将预测集中的负载系数输入模型,验证模型的准确性和可行性。图 7 为模型的预测结果,从图中可以直观看出 G-N-HS 模型的预测曲线与实际热点温度曲线几乎重合,拟合程度较高;预测曲线的最大绝对误差为 1.36 °C,平均绝对误差(mean absolute error, MAE)为 0.380 4 °C,精确度较高。

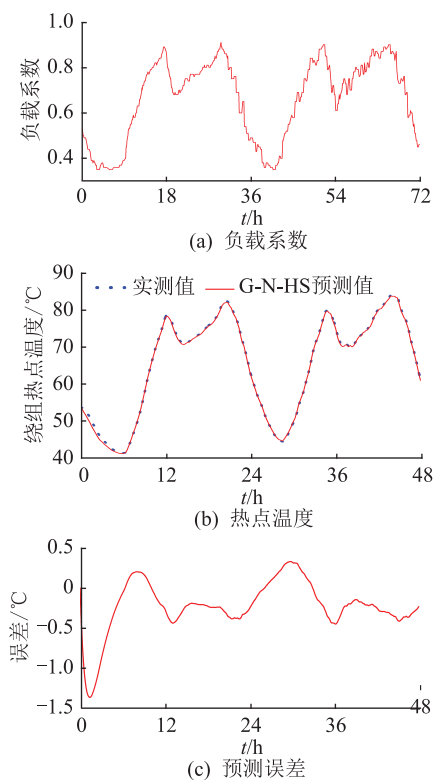


图7 预测结果

Fig.7 Predicted results



进一步地,文中利用均方根误差(root mean square error, RMSE)、确定性系数  $R^2$  这 2 个指标来评价 G-N-HS 模型的预测精度及准确性。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (d_j - y_j)^2} \quad (8)$$

式中:  $d_j$  为预测集中的第  $j$  个热点温度;  $y_j$  为 G-N-HS 模型第  $j$  个输出值;  $M$  为数据组数。  $E_{\text{RMSE}}$  越接近 0, 预测准确性越高。

确定性系数  $R^2$  可以判断回归方程的预测精度, 其具体计算为:

$$E_{R^2} = \frac{E_{\text{SSR}}}{E_{\text{SST}}} = \frac{\sum_{j=1}^m (y_j - \bar{d})^2}{\sum_{j=1}^m (d_j - \bar{d})^2} = 1 - \frac{E_{\text{SSE}}}{E_{\text{SST}}} = 1 - \frac{\sum_{j=1}^m (y_j - d_j)^2}{\sum_{j=1}^m (d_j - \bar{d})^2} \quad (9)$$

式中:  $\bar{d}$  为预测集中热点温度的平均值;  $E_{\text{SSR}}$  为回归平方和;  $E_{\text{SSE}}$  为残差平方和;  $E_{\text{SST}}$  为总的离差平方和。  $E_{R^2}$  越近似于 1, 绕组热点温度估算模型越好。

经过计算, 得到  $E_{\text{RMSE}}$  为 0.497 3,  $E_{R^2}$  为 0.998 8, 故文中建立的 G-N-HS 模型拥有较高的预测精度以及准确性, 可以通过输入负载系数, 精确快速地预测该负荷下变压器的绕组热点温度。

## 5.2 模型泛化性能验证

由于同一区域下, 同种容量型号的油浸式变压器(散热方式、型号相同、参数基本一致)的负载分配一致, 产热和散热相差不大, 因此热特性参数基本相同。通过对同一区域下同种容量型号的油浸式变压器的绕组热点温度进行预测, 可验证文中模型的泛化性能。因此, 在 1 号 220 kV 主变压器所处的变电站内, 选取与 1 号主变压器同种容量型号、同样装设光纤测温装置且冷却方式相同的 2 号主变压器, 读取连续 2 d(48 h) 内负载电流、绕组热点温度数据, 作为泛化性能预测集, 用于验证模型的泛化性能。图 8 为泛化性能预测结果。

从图 8 可以清晰直观地看出 G-N-HS 模型的预测曲线与实际变压器绕组的热点温度曲线的整体趋势吻合较好, 拟合程度高。预测曲线的最大绝对误差为 1.432 °C,  $E_{\text{MAE}}$  为 0.313 4 °C, 误差较小, 进一步地, 计算出  $E_{\text{RMSE}}$  和  $E_{R^2}$  观察预测曲线的拟合程度, 计算得到  $E_{\text{RMSE}}$  为 0.409 2,  $E_{R^2}$  为 0.999 1。可知文中建立的 G-N-HS 模型拥有较高的预测精度与良好的拟合优度, 表明该模型具有良好的泛化性能。

文中依据实测的绕组热点温度、负载电流数据, 结合 GP-NLMS 算法建立 G-N-HS 热点温度估算模型, 其预测结果与实测结果基本一致,  $E_{R^2}$  达到

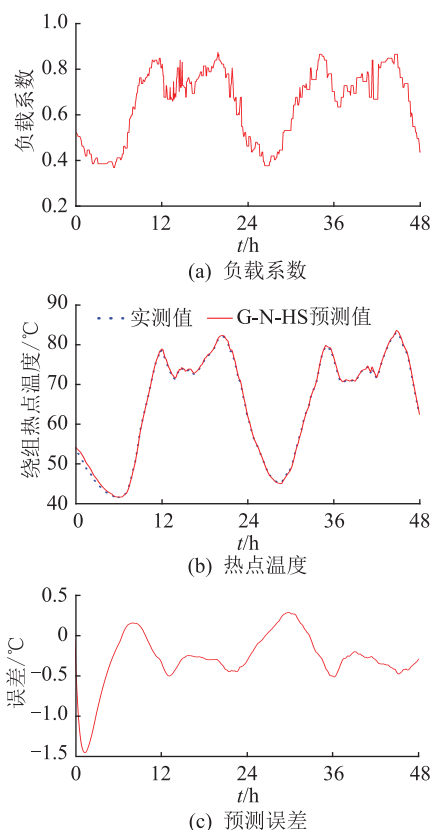


图 8 泛化性能预测结果

Fig.8 Generalization performance prediction results

0.998 8, 最大绝对误差仅为 1.36 °C,  $E_{\text{MAE}}$  为 0.380 4 °C, 误差在可接受范围内; 从模型的泛化性能验证结果来看,  $E_{R^2}$  高达 0.999 1, 最大绝对误差仅为 1.432 °C,  $E_{\text{MAE}}$  仅为 0.313 4 °C, 具有较强的泛化性能。

## 6 结论

为实现变压器绕组热点温度的准确计算, 进而为后续的油浸式变压器的热状态和绝缘寿命评估提供研究基础, 文中基于 GP 和 NLMS 算法提出一种油浸式变压器绕组热点温度估算模型, 并基于现场实测数据进行了模型准确性验证以及泛化性能研究。结论如下:

(1) 文中基于 GP-NLMS 算法, 建立显式热点温度估算模型。应用该热点温度估算模型, 在预测集的负载电流数据下, 其预测曲线的拟合优度  $E_{R^2}$  为 0.998 8,  $E_{\text{RMSE}}$  为 0.497 3, 最大绝对误差仅 1.36 °C,  $E_{\text{MAE}}$  为 0.380 4 °C, 验证了模型的准确性与有效性。

(2) 针对同一区域下同种容量型号变压器进行绕组热点温度预测, 文中模型所得预测曲线的  $E_{R^2}$  高达 0.999 1, 最大绝对误差仅为 1.432 °C,  $E_{\text{MAE}}$  仅为 0.313 4 °C, 具有较强的泛化性能。

### 参考文献:

[1] 陈如意, 江军, 陈珉, 等. 基于最大信息系数的变压器过热故

- 障特征选择[J]. 电力工程技术,2020,39(2):140-145.
- CHEN Ruyi,JIANG Jun,CHEN Min,et al. Feature selection of dissolved gases in power transformer based on maximal information coefficient [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020,39(2):140-145.
- [2] 李庆民,周勇,闫江燕,等. 变压器绝缘纸中酸值测试及其时效老化特征[J]. 高电压技术,2016,42(6):1827-1833.
- LI Qingmin,ZHOU Yong,YAN Jiangyan,et al. Measurement of acidity in transformer insulation paper and its aging feature[J]. High Voltage Engineering,2016,42(6):1827-1833.
- [3] ZHANG X,YAO S J,HUANG R H,et al. Oil-immersed transformer online hot spot temperature monitoring and accurate life lose calculation based on liber Bragg grating sensor technology [C]//2014 China International Conference on Electricity Distribution (CICED). Shenzhen,China. IEEE:1256-1260.
- [4] IEEE guide for loading mineral-oil-immersed transformers and step-voltage regulators:IEEE C57.91-2011[S]. Institute of Electrical and Electronics Engineers,2011.
- [5] Power transformers-part 7:loading guide for oil-immersed power transformers:IEC 60076-7 Ed.1.0 b;2005[S]. International Electrotechnical Commission,2005.
- [6] ALLAHBAKHSI M,AKBARI M. Heat analysis of the power transformer bushings using the finite element method [J]. Applied Thermal Engineering,2016,100:714-720.
- [7] 张义彬. 基于场路耦合与热流固耦合建模的变压器磁场及温度场特性研究[D]. 广州:华南理工大学,2017.
- ZHANG Yibin. Investigation on magnetic field and temperature field characteristics of transformer based on field-circuit coupling method and thermal-fluid-solid coupling method[D]. Guangzhou:South China University of Technology,2017.
- [8] 李永建,闫鑫笑,张长庚,等. 基于磁-热-流耦合模型的变压器损耗计算和热点预测[J]. 电工技术学报,2020,35(21):4483-4491.
- LI Yongjian,YAN Xinxiao,ZHANG Changeng,et al. Numerical prediction of losses and local overheating in transformer windings based on magnetic-thermal-fluid model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35 ( 21 ): 4483-4491.
- [9] 陈伟根,苏小平,孙才新,等. 基于有限体积法的油浸式变压器绕组温度分布计算[J]. 电力自动化设备,2011,31(6):23-27.
- CHEN Weigen,SU Xiaoping,SUN Caixin,et al. Temperature distribution calculation based on FVM for oil-immersed power transformer windings [J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(6):23-27.
- [10] PRADHAN M K,RAMU T S. Estimation of the hottest spot temperature (HST) in power transformers considering thermal inhomogeneity of the windings [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2004,19(4):1704-1712.
- [11] 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):1742-1749,1761.
- 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):1742-1749,1761.
- [12] HE Q,SI J,TYLAVSKY D J. Prediction of top-oil temperature for transformers using neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2000,15(4):1205-1211.
- [13] GALDI V,IPPOLITO L,PICCOLO A,et al. Neural diagnostic system for transformer thermal overload protection [J]. IEE Proceedings-Electric Power Applications,2000,147(5):415.
- [14] 熊浩,陈伟根,杜林,等. 基于 T-S 模型的电力变压器顶层油温预测研究[J]. 中国电机工程学报,2007,27(30):15-19.
- XIONG Hao,CHEN Weigen,DU Lin,et al. Study on prediction of top-oil temperature for power transformer based on T-S model[J]. Proceedings of the CSEE,2007,27(30):15-19.
- [15] PEREZ R,ALFONSO E M,FERNANDEZ S. Parameter estimation and validation of power transformers top oil temperature model by applying genetic algorithms[J]. Revista Técnica De La Facultad De Ingeniería Universidad Del Zulia, 2009, 32 (3):266-275.
- [16] 陈伟根,滕黎,刘军,等. 基于遗传优化支持向量机的变压器绕组热点温度预测模型[J]. 电工技术学报,2014,29(1):44-51.
- CHEN Weigen,TENG Li,LIU Jun,et al. Transformer winding hot-spot temperature prediction model of support vector machine optimized by genetic algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2014,29(1):44-51.
- [17] KOZA J R. Genetic programming:on the programming of computers by means of natural selection[M]. Cambridge,Massachusetts;MIT Press,1992.
- [18] 白焰,蒋毅恒,朱耀春,等. 基于遗传编程的火电厂主汽温系统建模研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(4):1076-1079.
- BAI Yan,JIANG Yiheng,ZHU Yaochun,et al. Modeling main steam temperature system of power plant using genetic programming [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20 ( 4 ): 1076-1079.
- [19] HAYKIN S. Adaptive filter theory[M]. 4th Ed. Beijing:Publishing Douse of Electronics Industry,2002.
- [20] SWIFT G,MOLINSKI T S,LEHN W. A fundamental approach to transformer thermal modeling. I. theory and equivalent circuit [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16 ( 2 ): 171-175.
- [21] SUSA D,LEHTONEN M,NORDMAN H. Dynamic thermal modelling of power transformers [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2005,20(1):197-204.
- [22] 闫群民,张田,朱娟娟,等. 基于多智能体伪并行遗传算法的小水电无功优化研究[J]. 电力电容器与无功补偿,2021,42(1):18-24.
- YAN Qunmin,ZHANG Tian,ZHU Juanjuan,et al. Study on reactive power optimization of small hydropower based on the multi-agent pseudo-parallel genetic algorithm [J]. Power Ca-

- pacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(1):18-24.
- [23] 刘巍,李猛,李秋燕,等. 基于改进遗传算法的电网投资组合预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(8):78-85.  
LIU Wei, LI Meng, LI Qiuyan, et al. Power grid portfolio forecasting method based on an improved genetic algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(8):78-85.
- [24] 耿妍,张端金. 自适应滤波算法综述[J]. 信息与电子工程, 2008, 6(4):315-320.  
GENG Yan, ZHANG Duanjin. Survey of adaptive filtering algorithms [J]. Information and Electronic Engineering, 2008, 6(4):315-320.
- [25] LEE K A, GAN W S. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(9):736-739.
- [26] 贺子豪,赵俊强,杨敏,等. 使用遗传算法优化登革热病毒信封蛋白的肽抑制剂[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2019, 47(6):38-44.  
HE Zihao, ZHAO Junqiang, YANG Min, et al. Optimization of peptide inhibitors targeting E protein of dengue virus using genetic algorithms [J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2019, 47(6):38-44.
- [27] 张屹,余振,李子木,等. 基于模糊 C 均值聚类的锦标赛选择机制与多目标优化研究[J]. 电子学报, 2017, 45(11):2677-2684.  
ZHANG Yi, YU Zhen, LI Zimu, et al. Tournament selection for multiobjective optimization based on fuzzy C-means clustering method [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(11):2677-2684.

---

作者简介:



张军

张军(1974),男,硕士,高级工程师,从事电网运检技术相关工作(E-mail: z\_thyme@sina.com);

陈霄(1981),女,硕士,高级工程师,从事电网生产技术改修和实物资产管理相关工作;

张旺(1979),男,硕士,高级经济师,从事电网技术经济研究相关工作。

## Hot spot temperature prediction model of transformer based on GP-NLMS

ZHANG Jun<sup>1</sup>, CHEN Xiao<sup>1</sup>, ZHANG Wang<sup>2</sup>, ZHU Delyu<sup>2</sup>, CHEN Yinghua<sup>3</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Economic and Technical Research Institute, Nanjing 210008, China;

3. State Grid Economic and Technical Research Institute Co., Ltd., Beijing 102200, China)

**Abstract:** An accurate estimation model of winding hot spot temperature is the key to assess the thermal state and insulation life of oil-immersed transformers. Based on the hot spot temperature and load current monitored by the substation, the genetic programming algorithm is applied to train the basic structure of the hot spot temperature estimation model. Then, the parameter identification of the hot spot temperature estimation model is performed by the normalized least square mean (NLMS) algorithm. Finally, an explicit prediction model of the hot spot temperature is established for oil-immersed transformers. The explicit winding hot spot temperature estimation model can effectively reflect the relationship between the load factor and the winding hot spot temperature. Moreover, the goodness of fit of the model under the test set is 0.998 8, and the maximum absolute error is only 1.36 °C, which verify the correctness and effectiveness of the model. Furthermore, the strong generalization performance of the proposed model is proved by estimating the winding hot spot temperature for oil-immersed transformers with the same capacity and model in the same area.

**Keywords:** oil-immersed transformer; hot spot temperature; genetic programming; normalized least mean square (NLMS) algorithm; insulation life; explicit prediction model

(编辑 方晶)