基于支持向量回归的变压器顶层油温预测

油浸式电力变压器的热特性影响着变压器的运行寿命和负载能力，顶层油温作为热特性的一个指标，一旦超过限值，绕组内部绝缘就会下降，而导致变压器故障。因此预测顶层油温，提前采取措施防止变压器运行在高温环境显得至关重要。结合问题提出了利用支持向量回归预测顶层油温的思想，首先选定影响顶层油温的特征参量以建立支持向量机模型。其次，利用监测到的各组特征参量训练模型，再通过遗传算法对模型参数进行优化，最终得到变压器顶层油温预测模型。将模型预测值与实际值进行比较，结果显示：支持向量机模型具有较高的预测准确度。

李　冉／西南交通大学电气工程学院

李　冉／硕士研究生

关键词／Keywords
顶层油温·
特征参量·
支持向量回归·
遗传算法·
预测模型·

0　引言

变压器作为电力系统中的关键设备，其正常工作决定着电力系统运行的可靠性、安全性以及稳定性，进而保证电能的经济传输、灵活分配和安全使用[1-2]。对于油浸式电力变压器而言，其运行寿命和负载能力在一定程度上取决于变压器的热特性，绕组的热点温度作为热特性的一个指标[3]。实际运行中的变压器，如果绕组热点温度持续过高，就会造成其内部绝缘下降，以及自身的老化，最终导致变压器故障以及使用寿命的缩短[4]。因此，必须保证绕组热点温度不能超过限值，这就要求运维人员预先掌握绕组的热点温度。事实上，绕组的热点温度很难测量，而变压器顶层油温的监测则相对容易，通常情况下都是监测变压器顶层油温来代替监测绕组热点温度。

针对变压器顶层油温的预测与研究，目前已取得了巨大成果，各种预测模型层出不穷。IEEE C.57.91—1995《油浸式电力变压器负载准则》[5]提出了变压器的油温温升指数模型，模型将变压器内部的复杂结构作了极大简化，因此在实际使用中存在误差[6]。麻省理工学院的B. C. Lesieutre在油温温升模型的基础上，充分考虑环境温度的动态变化对顶层油温的影响，构造出顶层油温预测模型[7]。Tylavsky等人对油温预测模型进行改进，得到一种可以对参数进行线性回归的半物理模型[8]。近年来，人工智能技术迅速发展，机器学习作为其中的一个分支，发展尤为迅速。Kalman滤波[9]、T－S模糊模型[10]、人工神经网络[11-12]和灰色GM(1,1)[13]模型在油温预测领域得到了应用。这些模型能够较为准确地反映油温与影响因素间的非线性关系，预测结果理想，但模型的解过于依赖初始值，且收敛速度较慢，而支持向量机在解决问题时收敛速度较快。因此，本文提出利用支持向量机预测变压器顶层油温的方法。

目前，支持向量机主要用于电力负荷预测[14-15]和变压器故障诊断[16-17]，而本文将支持向量机应用于变压器顶层油温的预测是基于支持向量机能够解决小样本、非线性、高维数和局部极小点等实际问题[18]的特点。同时支持向量机克服了经验风险最小化方法泛化能力的不足，实现了结构风险最小化。支持向量机可用于分类和回归，已成功地应用于分类、函数逼近和时间序列预测等问题，支持向量回归是给定一个新的模式，根据训练集推断出对应的输出，而变压器顶层油温预测问题是一种对绕组

热点温度及其影响因子之间的复杂的非线性函数关系的逼近问题，所以利用支持向量回归预测油温是可行的。

1 支持向量机方法

支持向量机是Vapnik等人提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法[19]，可以分析数据，识别模式，用于分类和回归，同时支持向量机所需训练样本少，泛化能力强。支持向量回归利用核函数将输入空间非线性变换到高维特征空间，然后在此高维特征空间寻找最优分类平面。

1.1 支持向量回归原理

对于训练样本集：$(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_i,y_i)$，$x_i\in R^n$是输入变量的值，$y_i\in R$是相应的输出值，其中$i=1,2,\cdots,L$，$L$为训练样本的个数。支持向量回归是寻找一个非线性映射$\phi(\cdot)$，通过$\phi(\cdot)$将训练样本集从原空间R映射到高维特征空间F，并在特征空间中用下述函数式（1）进行线性回归

$$\begin{aligned} &f(x)=w\cdot\varphi(x_i)+b,\quad i=1,2,\cdots,L\\ &\varphi(\cdot):R^n\to F,\quad w\in F \end{aligned} \tag{1}$$

式中，w为回归向量系数；b为阈值。

此时，原输入空间的非线性回归就转化为高维特征空间的线性回归。为了避免出现过拟合现象，函数$f(x)$必须足够平坦，因此影响w的有经验风险的总和以及使其在高维空间平坦的$\|w\|^2$。

令目标函数

$$R(w)=\frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=1}^{L}e_\varepsilon[f(x_i)-y_i] \tag{2}$$

式中，常数C是惩罚因子，用以描述经验风险，且$C>0$。

函数$e(\cdot)$是ε的不敏感损失函数，由式（3）定义得

$$e_\varepsilon[f(x_i)-y_i]=\begin{cases} |f(x_i)-y_i|-\varepsilon & |f(x_i)-y_i|\geqslant\varepsilon\\ 0 & |f(x_i)-y_i|\leqslant\varepsilon \end{cases} \tag{3}$$

支持向量回归通过极小化目标函数$R(w)$来确定未知参数w和b，计算公式为

$$\min R(w)=\min\left\{\frac{1}{2}\|w\|^2+C\sum_{i=1}^{L}e_\varepsilon[f(x_i)-y_i]\right\} \tag{4}$$

利用对偶方法，上述极小化目标函数转化为如下问题

$$\begin{aligned} \max\Bigg\{&-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{L}(\alpha_i-\alpha_i^*)(\alpha_j-\alpha_j^*)K(X_i,X_j)-\\ &\varepsilon\sum_{i=1}^{L}(\alpha_i+\alpha_i^*)+\sum_{i=1}^{L}y_i(\alpha_i-\alpha_i^*)\Bigg\} \end{aligned} \tag{5}$$

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{L}(\alpha_i-\alpha_i^*)=0\\ \alpha_i,\alpha_i^*\in[0,C]\end{cases} \tag{6}$$

式中，α_i，α_i^*为拉格朗日乘子。

由此，支持向量回归问题可以归结为一个凸二次规划问题。求解该问题得到参数w，计算公式为

$$w=\sum_{i=1}^{L}(\alpha_i-\alpha_i^*)\varphi(x_i) \tag{7}$$

那么

$$f(x)=w\cdot\varphi(x_i)+b=\sum_{i=1}^{L}(\alpha_i-\alpha_i^*)K(x_i,x)+b \tag{8}$$

式中，核函数$K(x_i,x)=\varphi(x_i)\cdot\varphi(x)$。

根据Kuhn－Tucker定理，$\alpha_i\neq0$对应的训练样本称为支持向量，记为α_i^*。

常用的核函数有径向基函数、多项式函数和Sigmoid函数。在固定支持向量机交叉验证样本分布的情况下，分别采用不同的核函数对油温进行预测。结果表明，采用径向基核函数时，预测准确度较之其他核函数更高。而且径向基核函数中只含有一个参数，便于求解，因此本文选取径向基核函数。径向基核函数的表达式为

$$K(x_i,x)=\exp\left(\frac{-\|x-x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{9}$$

式中，$\|x-x_i\|$为两向量之间的距离；σ是不为0的常数。

1.2 SVR参数的遗传算法优化

支持向量回归模型的性能取决于模型参数中的核函数参数σ以及误差惩罚因子C，优化后的参

数σ和C可提高模型的预测准确度，遗传算法具有较好的全局寻优能力以及泛化性能。因此，本文选择遗传算法进行参数优化。

遗传算法是根据自然界适者生存、优胜劣汰的遗传机制演化而来的一种随机优化搜索方法[20]。遗传算法的构成包括染色体编码、种群规模、适应度函数和遗传算子。利用遗传算法进行参数优化的步骤如下。

1）种群初始化。采用二进制编码生成初始种群，种群规模为100。

2）参数确定。交叉概率P_c和变异概率P_m分别为

$$P_c(G+1)=P_c(G)-\frac{P_c(1)-0.6}{G_{\max}} \tag{10}$$

$$P_m(G+1)=P_m(G)-\frac{0.08-P_m(1)}{G_{\max}} \tag{11}$$

式中，G为遗传代数；$P_c(G)$和$P_m(G)$分别为第G代交叉概率和变异概率，取$P_c(1)=0.8$，$P_m(1)=0.08$，最大遗传代数$G_{\max}=100$。

本文将参数优化前的模型的预测值与监测值误差的倒数作为适应度函数。

3）计算种群中个体的适应度。

4）应用最优保存策略，在进行遗传操作前把适应度高的个体保存下来，随后进行遗传操作。选择算子采用赌轮选择法，交叉算子采用单点交叉，变异操作就以变异概率随机改变遗传基因的值。经过上述操作即可产生新群体，再返回步骤3）。

5）当个体适应度达到适应度函数要求时，可作为算法终止的一个条件，上述设定的最大遗传代数也作为终止的条件之一，当满足任一条件时，可终止运算，得到最优参数。

2 SVR用于预测的样本选择及预处理

2.1 样本的特征选择

基于SVR的变压器顶层油温预测问题是寻找一个从影响油温的因素到油温的映射，SVR作为一种机器学习方法，需要对样本数据进行训练，才能构造模型用于预测。模型的准确度不仅与参数有关，还与样本的输入变量有关。实际运行中的变压器，其顶层油温受多因素影响。本文在综合考虑油温的基础上，将有功功率、无功功率、负载电流、环境温度和前一时刻的顶层油温作为模型的特征量。

2.2 数据归一化处理

归一化处理是将有量纲的数值转换成无量纲的数值，可简化计算，同时避免了较大范围变化的数据淹没较小范围变化的数据。归一化处理的方法之一是将数值转化成[0，1]区间上的小数，转化方式为

$$y=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{12}$$

式中，x、y分别为转换前后的数值；$x_{\max}$和$x_{\min}$为数据集中的最大值和最小值。

3 基于SVR的顶层油温预测

3.1 数据样本采集

为了验证本文提出的SVR模型的可行性，将成都某电网公司工作在自然油循环状态下型号为SSZ11－50/220 kV的变压器作为研究对象，采集了2015年5月3日的数据，采样样本包括：有功功率、无功功率、负载电流、环境温度以及采样点前一时刻的变压器顶层油温。采样时间间隔为5 min，共采集了288组数据，按照9∶1的比例将组数据划分为260组训练集和28组测试集。

3.2 模型建立

利用SVR对变压器顶层油温度数据进行训练建模的过程中，将变压器的有功功率、无功功率、负载电流、环境温度以及前一时刻的油温作为SVR模型的输入，同一时刻的顶层油温作为输出变量。通过学习260组数据所包含的信息，初步确定SVR模型，再采用遗传算法优化模型参数，最终得到较为完善的顶层油温预测模型。

3.3 模型预测性能评价指标

为了验证SVR模型的可行性，将平均相对误

差MRE和均方根误差RMSE作为预测效果的评判指标，其表达式分别为

$$MRE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100\% \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right)^2} \quad (14)$$

式中，y_i为顶层油温实际值；$\hat{y}_i$为预测值。

3.4 预测结果分析

利用本文提出的SVR模型预测变压器顶层油温，将28组测试集的样本特征作为输入，得到28组预测数据。预测值与实际值的曲线以及相对误差曲线表示如图1和图2所示。

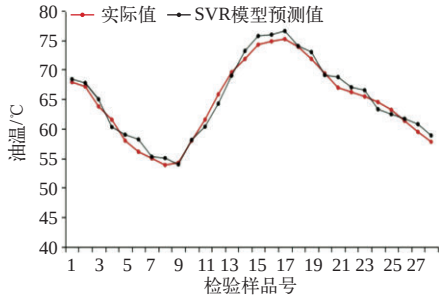

图1 实际值与SVR模型预测值曲线

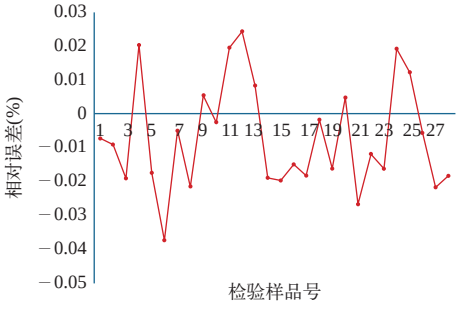

图2 实际值与SVR模型预测值相对误差曲线

图1中，红色曲线表示顶层油温的实际监测值，黑色曲线表示利用SVR模型预测的油温值。从图1中可见，实际监测值曲线与SVR模型预测值曲线很好地拟合，且最大相对误差为3.18%，最小相对误差为0.2%。

为说明SVR模型预测变压器顶层油温的性能，将本文预测值与BP网络预测值进行比较，对BP网络进行5 000次训练。预测结果评价指标对比如下表所示。

表 油温预测结果比较

指标	BP(%)	SVR(%)
MRE	2.37%	1.5%
RMSE	1.79%	1.68%

由上表可知，SVR模型预测变压器顶层油温的性能优于BP神经网络，因此利用SVR模型预测变压器顶层油温是可行的。

4 结束语

针对电力变压器顶层油温监测问题，本文在考虑影响变压器顶层油温因素的基础上，建立了支持向量回归模型，并采用遗传算法进行参数优化，最终确定了性能较为良好的预测模型。基于统计学习理论的支持向量机在解决问题时，能够根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷，因此具有较强的泛化能力，为预测同类问题提供了一种新思路。

参考文献

[1] 刘辉，索南加乐，宋国兵，等．基于变压器顶层油温的动态建模 [J]．变压器，2002，39 (9)：5-7.

[2] 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.

[3] 陈伟根，苏小平，陈曦，等．变压器顶层油温预测热模型影响因素分析及其改进 [J]．高电压技术，2011，37 (6)：1329-1335.

[4] 陈锦铭，吴奕，朱海兵，等．变压器顶层油温短期预测模型研究及应用 [J]．电气应用，2015，34 (22)：89-93.

[5] IEEE Strandard C.57.91—1995 IEEE guide for loading mineral-oil-immersed power transformers [S].

[6] 苏小平．油浸式变压器绕组热点温度计算模型及预测方法研究 [D]．重庆：重庆大学，2012.

[7] Lesieutre B，Hagman W，Kirtley J．An improved transformer top oil temperature model for use in an on-line monitoring and diagnostic system [J]．IEEE Transactions on Power Delivery，1997，12 (1)：249-256.

[8] Tylavsky J，Qing H，Jennie S，et al．Transformer top-oil temperature modeling and simulation [J]．IEEE Transactions on Industry Application，2000，36 (5)：1219-1225．

[9] 王永强，岳国良，何杰，等．基于Kalman滤波算法的电力变压器顶层油温预测研究 [J]．高压电器，2014，50 (8)：74-79．

[10] 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．

[11] Qing H，Jennie S，Daniel J．Prediction of top-oil temperature for transformers using neural networks [J]．IEEE Transactions on Power Delivery，2000，15 (4)：1205- 1211．

[12] Pradhan M K，Ramu T S．On-line monitoring of temperature in power transformers using optimal linear combination of ANNs [C]．IEEE International Symposium on Electrical Insulation，Indianapolis，USA，2004：70-74．

[13] 苏小平，陈立，潘翀，等．基于灰GM (1，1) 模型的变压器顶层油温预测 [J]．现代制造，2015 (36)：175-176．

[14] 王锡淮，朱思峰．基于支持向量机的船舶电力负荷预测 [J]．中国电机工程学报，2004，24 (10)：36-39．

[15] 冷北雪．基于支持向量机的电力系统短期负荷预测 [D]．成都：西南交通大学，2010．

[16] 郑蕊蕊，赵继印，赵婷婷，等．基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断 [J]．中国电机工程学报，2011，31 (7)：56-63．

[17] 赵文清，朱永利，张小奇．应用支持向量机的变压器故障组合预测 [J]．中国电机工程学报，2008，28 (25)：14-19．

[18] 张学工．关于统计学习理论与支持向量机 [J]．自动化学报，2000，26 (1)：32-42．

[19] Cortes C，Vapnik V．Support-vector networks [J]．Machine Learning，1995，20 (3)：273-297．

[20] 王小平，曹立朋．遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]．西安：西安交通大学出版社，2002：1-17．

（收稿日期：2017－02－10）EA

(上接第65页)

4）基于Visual Basic 6.0并采用模块化思想设计了测试系统软件，重点分析了两工位一台接触器控制下的一恒载一变载试验动作时序，并提出了操作频率准确控制的方法。

参考文献

[1] 王淑娟，余琼，翟国富．电磁继电器接触失效机理判别方法 [J]．电工技术学报，2010，8 (25)：38-44．

[2] 陈斯，肖向前．广州地铁3号线列车牵引系统线路接触器故障分析及改进 [J]．机车电传动，2010 (2)：43-44．

[3] 中国国家标准化管理委员会．GB 14048．5—2008 低压开关设备和控制设备第5－1部分：控制电路电器和开关件 机电式控制电路电器 [S]．北京：中国标准出版社，2008．

[4] 王丽丽，李奎，黄少坡，等．交流接触器电气操作试验测控技术的研究 [J]．电器与能效管理技术，2015 (10)：1-5．

[5] 王树正，葛敬元．基于LabVIEW的交流接触器基本特性测试台开发 [J]．低压电器，2010 (15)：59-62．

[6] 杨庆华，李磊，陈思聪．基于虚拟仪器技术的接触器基础性能自动测试和分析系统 [J]．低压电器，2013 (1)：11-13．

[7] 蒙航，李子先，孙博．交流负载下电磁继电器的可靠性寿命试验系统研究 [J]．电器与能效管理技术，2014 (24)：1-6．

[8] Li Kui，Huang Shaopo，Li Wenhua，et al．Study on test technology of electrical life for low-voltage circuit breaker [J]．IEICE Technical Report，2010，270 (110)：227-230．

[9] 袁金丽，李奎，王尧，等．交流接触器电寿命监测技术的研究 [J]．低压电器，2011 (17)：7-10．

[10] 黄少坡．低压断路器寿命试验技术研究及试验装置开发 [D]．天津：河北工业大学，2012．

（收稿日期：2017－09－06）EA