

基于改进RBFNN的变电站设备红外温度预测方法

为了能够准确地获取变电站敞开式设备的表面温度信息，准确定位热异常区域并以此确定设备运行状态，提出了一种变电站设备红外温度预测方法。采用量子遗传（QGA）-正交最小二乘算法（OLS）优化了径向基神经网络（RBFNN），通过将红外热像图像素与温度作为该神经网络的输入和输出量，建立了从红外图像获取设备温度的理论模型。结合同一场景的红外图像与可见光图像配准技术，即可直接从可见光图像上获取对应位置的红外温度值；也可从红外图像中获取设备任意点的温度值，并定位至可见光图像区域对应位置。研究表明，相对于OLS-RBF、AGA-OLS-RBF神经网络而言，此方法预测结果更符合设备实际温度，预测准确度高、重复性好，并且克服了变电站中电力设备的原始红外图像视觉效果不直观的缺点，保障了电力设备的可靠运行。

王超群¹ 崔昊杨¹ 孙运涛² 张同乔² 许永鹏¹ / 1. 上海电力学院电子与信息工程学院 2. 国网山东省电力公司济南供电公司



王超群/硕士研究生

关键词/Keywords

变电站 ·
OLS ·
QGA ·
径向基神经网络 ·
红外热像图 ·
温度预测 ·

红外热像检测技术具有安全可靠、非接触测温、探测距离远和检测速度快等特点，广泛应用于电力设备的热故障诊断中^[1-3]。红外热图像的研究重点在于明确红外热像图与设备异常发热区的关联性，包括温度与图像的一般关系，即温度拟合、预测。目前，人工神经网络理论，在温度预测方面的应用非常突出，具有很强的自学习和复杂的非线性函数拟合能力。其中，RBF神经网络具有全局最佳逼近能力，预测效果显著。本文通过量子遗传（QGA）-正交最小二乘算法（OLS）对径向基神经网络（RBFNN）进行优化，提出基于改进的RBFNN的变电站红外温度预测方

国家自然科学基金项目（61107081）。

法。用改进的算法对获取的红外图像进行处理，将红外热像图的像素与温度进行拟合，并且结合同一场景的红外图像与可见光图像配准技术，建立设备的红外温度预测模型。通过直接点击可见光图像，即可获取对应位置的红外温度；直接点击红外热像图，即可获取红外温度，并定位至可见光图像区域。

根据实验数据，首先将QGA与自适应遗传算法（AGA）进行适应度进化情况对比，然后将本文改进的RBF算法与OLS-RBF、AGA-OLS-RBF算法进行对比验证，从而体现本文方法的有效性。

基于改进RBFNN的红外温度预测模型

1. RBF神经网络

由输入层、隐含层和输出层构成的RBFNN，在全局逼近方面非常突出，能够克服BP神经网络收敛速度慢、仅能获得局部最小值等缺陷，其结构具有自适应性，且其输出与初始权值无关^[4]。本文选取常用的高斯核函数作为RBFNN隐含层的基函数，即

$$R_j(X - c_j) = \exp(-\|X - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2) \quad j=1, 2, \dots, p \quad (1)$$

式中， c_j 为第 j 个基函数的中心； $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为 n 维输入向量； σ_j 为第 j 个神经元的标准化常数； p 为隐含层的神经元个数。RBFNN输出和输入的关系为

$$y_i = \sum_{j=1}^p w_{ji} \exp(-\|x - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2) \quad i=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中, y_i 为输出层第 i 个神经元的输出值; $w_{j,i}$ 为隐含层第 j 个单元与输出层第 i 个单元之间的连接权值; m 为输出层的神经元个数。因此, 组建RBFNN的重点在于基函数的中心 c_j 、隐含层的单元数 p 以及网络权值 $w_{j,i}$ 的合理选取^[5]。但传统的RBFNN在调整各参数时, 训练算法很容易陷入局部最小值, 还需进一步优化。

2. 改进的RBF神经网络

构造RBFNN的方法有均值聚类法、梯度法和OLS等。其中, OLS以计算量小、占用存储空间少且收敛速度快等特点而得到广泛应用^[6-7]。OLS能较好地确定RBFNN基函数中心位置等参数, 通过引入一个误差项来实现, 如式(3)所示

$$y_i = \sum_{j=1}^p w_{j,i} \exp(-\|x - c_j\|^2 / 2\sigma_j^2) + e_k \quad i=1, 2, \dots, m \quad (3)$$

然而, 采用OLS构建神经网络的过程中, σ 初值的选取对网络隐含层单元数有很大影响^[8], 所以, 基于传统OLS的RBFNN实现过程中, σ 初始选取非常重要。这就需要对OLS-RBFNN的参数进行进一步优化选取。为提高所建OLS-RBF神经网络的效率, 本文引进QGA, 将 σ 初值和隐含层单元数进行综合优化。

QGA用量子位编码表示染色体, 用量子门作用和量子门更新完成进化搜索, 即融合进化算法和量子计算理论。与传统遗传算法相比, 拥有更强的全局寻优能力、更快的收敛速度和更优的种群多样性^[9-10]。利用这一原理, 本文构造改进RBFNN模型。

(1) 量子比特编码^[11]

采用量子比特编码, 一个量子位可以表示0和1之间的任意中间态

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (4)$$

式中, α 和 β 为相应状态的概率幅, 可以为复数, 需要满足归一化条件

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (5)$$

式中, $|\alpha|$ 为 $|0\rangle$ 的概率; $|\beta|$ 为 $|1\rangle$ 的概率。因此, 一条有 m 个量子比特位的染色体可以表示为

$$q = \begin{pmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_m \end{pmatrix} \quad (6)$$

(2) 初始化种群

设 n 为种群规模 (即染色体数目), 初始种群 $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_n^t\}$ 中全部染色体的量子比特都被赋为 $1/\sqrt{2}$, 这意味着每条染色体表示的状态都为所有可能状态的等概率叠加。

(3) 量子旋转门调整策略

实现个体调整的执行机构就是量子旋转门, 其工作原理为

$$\begin{pmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$\theta_i = s(\alpha_i, \beta_i) \Delta\theta_i \quad (8)$$

式中, (α_i, β_i) 为染色体中的第 i 个量子比特; θ 为旋转角; $s(\alpha_i, \beta_i)$ 为旋转角的旋转方向; $\Delta\theta_i$ 为旋转角的脚步长, 如表1所示, 表1中的delta参数影响算法的收敛速度。本文结合动态调整量子门旋转角思想^[12], delta的具体实现形式为

$$\text{delta} = 0.05\pi \left(1 - \frac{kn}{\text{MAXGEN} + 1} \right) \quad (9)$$

式中, k 为 $[0, 1]$ 之间常数; n 为进化代数; MAXGEN为终止代数。在进化初始阶段, 搜索的网格较大, 导致收敛速度较快; 在进化后期, 搜索的网格较小, 以便实现准确搜索, 获取最优解。

表1 旋转角度的确定方法^[13]

x_i	α_i	$f(x) \geq f(b)$	$\Delta\theta_i'$	本文					$S(\alpha_i, \beta_i)$	
				$\Delta\theta_i$	$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$		
0	0	F	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	F	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	T	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	T	0.05 π	delta	-1	+1	± 1	0		
1	0	F	0.01 π	delta	-1	+1	± 1	0		
1	1	F	0.005 π	delta	+1	-1	0	± 1		
1	0	T	0.025 π	delta	+1	-1	0	± 1		
1	1	T	0.025 π	delta	+1	-1	0	± 1		

表1中, $f(x)$ 为适应度函数; x_i 为解 x 第 i 个量子位对应的二进制位; b_i 为当前最优个体 b 的第 i 个量子位对应的二进制位。该旋转量子门能够保证算法, 获取更高适应度的个体, 并保持较快的收敛速度。

图1为本文QGA与自适AGA的适应度进化对比。其中AGA的最佳适应度为1.594 4, 平均适应

度为1.436 9；而QGA的最佳适应度为2.321 2，平均适应度为1.919 1。实验数据表明，QGA比AGA在进化效率上有明显提高，并且最佳适应度值也更优异。

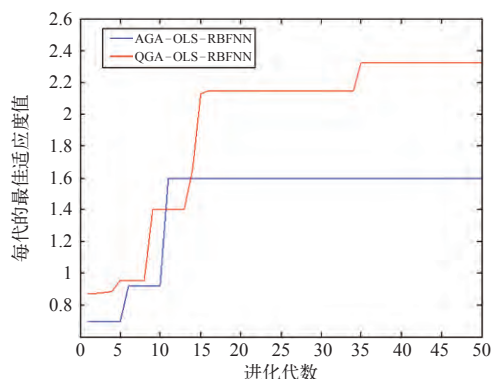


图1 QGA与AGA进化过程对比图

3. 红外温度预测模型

通过查阅可见光图像，直接获取红外温度信息，此举可降低由于红外热图像模糊而引起的热异常定位难度，减少定位准确度误差，便于电力工作人员进行设备分析。图2为某变电站变压器热异常红外热图像及其可见光图像。



图2 变电站设备图像

首先将同一场景的可见光图像及红外热图像进行预处理即配准融合，本文默认红外图像尺寸小于可见光图像，否则将进行裁剪。进行预处理后的图像效果，如图3所示。



图3 可见光红外融合图像

随后，将可见光图像与红外热图像的像素矩阵进行匹配，直接点击可见光图像，获取红外热图像位置信息，通过本文的改进RBF神经网络进行温度预测，得到红外热像温度。同理，直接点击红外热像图，即可获得目标位置的温度，并定位至可见光图像区域。模型流程图如图4所示。

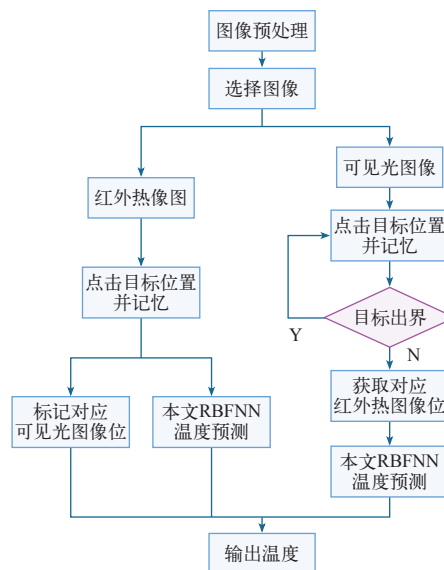


图4 温度分析模型流程图

实验结果与分析

本文在Matlab程序环境下进行测试。通过在可见光图像上进行选点，自动获取对应红外热图像目标位置坐标及所在位置的R、G和B三像素。随机选取50组数据作为本文RBF神经网络的输入，红外热像温度为输出，并且与OLS-RBF、AGA-OLS-RBF神经网络的输出值进行对比试验，可得如表2所示的数据。

表2 各算法评价指标对比表

算法	平均相对误差	最大相对误差
OLS-RBF	0.486 425	1.819 685
AGA-OLS-RBF	0.141 767	0.598 378
QGA-OLS-RBF	0.060 528	0.240 022

其中本文改进RBF神经网络的测试结果如图5所示，可以清晰、直观地发现，预测温度值与实际温度值几乎全部吻合，误差很小。具体的算法对比误差分布情况如图6所示。其中绿色曲线为OLS-RBFNN的误差曲线，蓝色曲线为AGA-

OLS-RBFNN的误差曲线,红色曲线为QGA-OLS-RBFNN的误差曲线。通过图6,可以清晰地发现,本文提出的方法与OLS-RBF、AGA-OLS-RBF神经网络的预测情况相比效果更佳,改善了RBF神经网络的泛化能力,输出稳定,预测准确度高。OLS-RBF的最大相对误差在大约1.8的情况下,本文算法最大误差仅仅为0.24。而平均相对误差,OLS-RBF算法是本文算法的8倍,AGA-OLS-RBF为本文算法的2倍多。

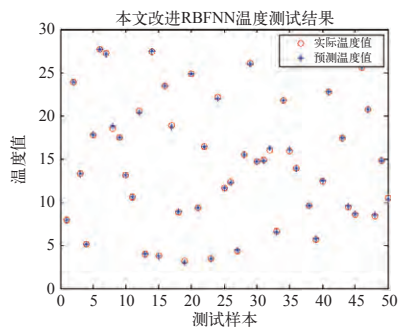


图5 本文算法温度预测结果图

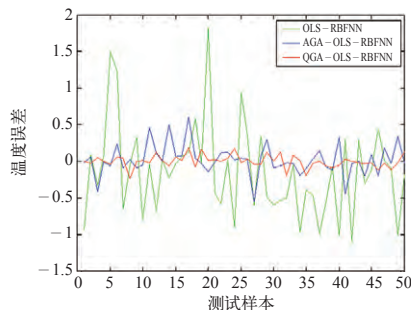


图6 各算法预测误差对比图

本文运用Matlab GUI对温度分析程序的操作界面进行简洁的设计。以某变电站变压器热异常图像为例,具体的界面如图7所示。不仅可以单独



图7 设备红外温度分析程序界面

分析可见光图像或红外热像图,亦可以同时分析两类图像。图7中随机点击可见光图像,得到目标位置的红外温度为21.6℃,并用红色圆圈进行标记;随机点击红外热像图,得到目标位置的红外温度为8.3℃,并用绿色圆圈进行标记,对应的可见光图像位置坐标为(123,100),用黄色圆圈进行标记。

结束语

本文提出了一种基于量子遗传(QGA)-正交最小二乘算法(OLS)优化径向基神经网络(RBFNN)的变电站设备红外温度预测方法,克服了变电站中电力设备的原始红外图像视觉效果不够清晰,目标设备与背景对比度差的缺点。用改进的复合算法对RBF神经网络的参数进行寻优处理。实验数据表明,相对于OLS-RBF、AGA-OLS-RBF神经网络的预测情况,本文方法效果更佳,OLS-RBFNN的最大相对误差是本文算法的 t 倍,AGA-OLS-RBFNN则为本文算法的两倍多,并且平均相对误差也得到明显的改善,切实提高了RBF神经网络的泛化能力,输出稳定,预测准确度高。有利于工作人员更加清晰便捷地进行变电站设备温度分析,定位热异常区域,进行变电站的状态检修。

参考文献

- [1] 门洪,于加学,秦蕾.基于CA和OTSU的电力设备红外图像分割方法[J].电力自动化设备,2011,31(9):92-95.
- [2] 蔺丽华,吴冬梅,刘健,等.采用对象分割和图像配准方法的变电站红外预警系统[J].高电压技术,2010,36(7):1718-1724.
- [3] 李宏伟.应用于智能变电站的智能视觉系统[J].电力自动化设备,2012,32(8):141-147.
- [4] 洪翠,温步瀛,林维明.基于改进OLS-RBF神经网络模型的短期风电场出力预测[J].电力自动化设备,2012,32(9):40-43.
- [5] 石岩,蒋兴良,苑吉河.基于RBF网络的覆冰绝

(下转第74页)

合模糊控制算法和常规PID控制方法,实现了磁悬浮系统的模糊自适应控制。通过仿真与实验表明在自适应模糊PID控制下,系统位移响应快,不会产生太大超调,稳定性好。并且模糊控制能够对PID的三个参数进行在线整定,使系统在受到扰动的前提下能很快恢复到原平衡状态,提高了系统的自适应能力。

参考文献

- [1] 景敏卿,刘恒,梁金星,等.二维高精度磁悬浮定位平台的研究[J].西安交通大学学报,2008,42(18):1377-1381.
- [2] Zhong Z X, Zhu C S. Vibration of flexible rotor systems with two-degree-of-freedom PID controller of active magnetic bearings [J]. Journal of Vibroengineering, 2013, 15 (3): 1302-1310.
- [3] 茅靖峰,程莹,吴国庆,等.主动磁悬浮支承系统的建模与电磁设计研究[J].机床与液压,

2014, 42 (17): 27-32.

- [4] 孙后全,吴国庆,沙征远,等.磁悬浮直线进给单元拼接衔铁的电磁场分析[J].组合机床与自动化加工技术,2014,2(2):4-7.
- [5] 秦红玲,李志雄,袁松.磁悬浮轴承系统的模糊滑模变结构控制研究[J].计算机仿真,2011(28):185-192.
- [6] Xu Chunguang, Lü Dongming, Hao Juan. Design method for the magnetic bearing control system with fuzzy-PID approach [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2008, 17 (3): 270-273.
- [7] 李明然,贺建军.模糊自适应PID算法在磁悬浮实时控制系统中的应用研究[J].计算机测量与控制,2012,20(10):2690-2692.
- [8] Mansour S E, Kember G C, Dubay R, et al. Online optimization of fuzzy logic-PID of a thermal process [J]. ISA Transaction, 2005, 44 (4): 305-314.

(收稿日期:2015-06-05) **EA**

(上接第69页)

- 缘子闪络电压预测模型[J].高电压技术,2009(3):591-596.
- [6] Huang C M, Wang F L. An RBF network with OLS and EPSO algorithms for real-time power dispatch [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22 (1): 96-104.
- [7] Liao C C. Enhanced RBF network for recognizing noise-riding power quality events [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59 (6): 1550-1561.
- [8] Chang W Y. Estimation of the state of charge for a LFP battery using a hybrid method that combines a RBF neural network, an OLS algorithm and AGA [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 53 (12): 603-611.
- [9] Lee J C, Lin W M, Liao G C, et al. Quantum genetic algorithm for dynamic economic dispatch

with valve-point effects and including wind power system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2011, 33 (2): 189-197.

- [10] Liao G C. Solve environmental economic dispatch of Smart MicroGrid containing distributed generation system—using chaotic quantum genetic algorithm [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43 (1): 779-787.
- [11] 焦嵩鸣,韩璞,黄宇,等.模糊量子遗传算法及其在热工过程模型辨识中的应用[J].中国电机工程学报,2007,27(5):87-92.
- [12] 邢焕来,潘炜,邹喜华.一种解决组合优化问题的改进型量子遗传算法[J].电子学报,2007,35(10):1999-2002.
- [13] 王凌,吴昊,唐芳,等.混合量子遗传算法及其性能分析[J].控制与决策,2005,20(2):156-159.

(收稿日期:2015-03-19) **EA**