

基于改进 RBFNN 算法的瓦斯传感器非线性校正

杨义葵,付 华,蔡 玲,顾 东

(辽宁工程技术大学 电器与控制工程学院,辽宁 葫芦岛 125105)

摘要:为了提高瓦斯传感器的精度和灵敏度,提出将改进的径向基函数神经网络(RBFNN)算法应用于瓦斯传感器系统中,对瓦斯传感器的非线性进行校正,同时分析了温度对瓦斯浓度预测的影响,然后利用 RBFNN 进行离散训练。实验结果表明,经过改进径向基函数神经网络(RBFNN)后,得到的数据比实际测量的瓦斯浓度要更接近于真实值,所产生的平均误差 $\leq \pm 0.1\%$ 。预测效果很好,达到了预期的技术指标,提高了瓦斯检测的灵敏度和精度。

关键词:瓦斯传感器;径向基函数神经网络(RBFNN);非线性校正

中图分类号:TP212 文献标识码:A

Nonlinear Correction Of Methane Sensor Based on Improved RBFNN Algorithm

YANG Yikui, FU Hua, CAI Ling, GU Dong

(College of Electrical and Engineering Control, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: To improve the accuracy and sensitivity of methane sensor, the improved radial basic function neural network (RBFNN) algorithm is applied to the methane sensor system to correct the nonlinearity. The effect of temperature on the prediction of methane concentration is analyzed, and then RBFNN is used to do the discrete training. The experimental results show that the obtained data is closer to the true values than the actual measured concentrations through RBFNN, which causes that the average error is less than or equal to $\pm 0.1\%$. The effect on the prediction is so good that it achieves the desired specifications, which improved the accuracy and sensitivity of methane detection greatly.

Key words: methane sensor; RBFNN; nonlinear correction

0 引言

瓦斯浓度是矿井安全监测的重大参数。目前测量瓦斯浓度的传感器的方法有半导体法、光干涉法、超声法、红外光谱吸收法等,而红外光谱吸收法是当今研究的热点,因为它有安全性高、能远距离传输的优点;但矿井环境复杂,这类传感器受温度影响较大,更重要的是传感器输入与输出之间存在着较严重的非线性,传统方法只能在已知数据点通过拟合出函数值来校正,误差较大。针对上述方法的不足,本文提出改进的径向基函数神经网络(RBFNN)算法解决瓦斯传感器的非线性校正问题,以此来提高灵敏度和精度。

1 改进的 RBFNN 结构和算法

1.1 RBFNN 结构

RBFNN 是仅具有一个隐藏层的 3 层前馈神经网络结构。其模型结构如图 1 所示。由于它的转换

函数(高斯函数)产生的响应是一个局部性的,相对于全局性的响应来说,功能没有那么丰富,且要实现同一功能需要的神经元个数可能也会较多,这是逆向传播神经网络(BPNN)比 RBFNN 的优越之处,但在进行离散训练时所耗费的时间却比前向 BP 网络少,效率高,这就是 RBF 网络的突出优点^[1]。更重要的是,RBF 网络由于有局部响应的特点,它能以任意精度来逼近任意连续的函数,学习速度更快。

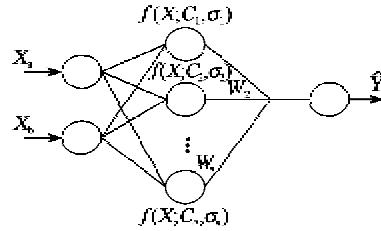


图 1 RBF 神经网络结构模型

图 1 中, X_a, X_b 为 a、b 两个不同的神经元输入

收稿日期:2011-01-15

基金项目:辽宁工程技术大学研究生科研立项基金资助项目;国家自然科学基金资助项目(50874059)

作者简介:杨义葵(1986-),男,重庆市梁平县人,硕士生,主要从事智能检测与智能控制技术的研究。

向量; X 为输入变量; n 为变量的维数; c_i 为第 i 个基函数的中心, σ_i 为第 i 个样本的变量, 它决定基函数围绕中心点的宽度; w_i 为权值。RBF 神经网络即 RBFNN 包括输入层、隐含层和输出层。实践证明, RBF 径向基函数的选取对其网络的性能影响较小, 因此选择常用的高斯函数作为径向基函数^[2-3], 输出响应为

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^n w_i f(X; c_i, \sigma_i) = \sum_{i=1}^n w_i \exp\left(-\frac{\|X - c_i\|}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

式中 $f(X; c_i, \sigma_i)$ 为径向基函数, 通过学习构造与训练, 确定出中心 c_n 、 σ_n 和 w_i 等参数, 以及输入到输出的映射过程。

1.2 改进的 RBFNN 算法

传统的 RBFNN 算法是先采用对传递函数进行方程组的建立, 再通过选取一组自由权, 解线性方程组求得待求权。本文是将给定的目标输出当做线性方程等式代数和来建立线性方程组, 不需要像传统方法那样通过求传递函数的逆来计算输出, 因此步骤更简单; 同时, 由于没有采用误差反馈原理, 因此用此法训练出来的神经网络结果与传统算法是等效的。具体的方程变换方式, 就是将目标输出移项到方程右边来求解方程。

采用正交的最小二乘法, 通常就是将 RBF 网络看成是一个线性回归模型^[4]

$$d(n) = \sum_{i=1}^N p_i(n) w_i + e(n) \quad (n=1, 2, \dots, M; i=1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

$$p_i(n) = f(X; c_i, \sigma_i) \quad (n=1, 2, \dots, M; i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

式中: $e(n)$ 为误差; $p_i(n)$ 为回归算子; $d(n)$ 为输出值; 对于 RBF 中心的选取可归一成线性回归中的回归子集选择问题, 因此将式(2)写成矩阵形式:

$$d = PW + e \quad (4)$$

式中: $e = [e(1), e(2), \dots, e(M)]^\top$; $P = [p(1), p(2), \dots, p(M)]^\top$; $W = [w(1), w(2), \dots, w(M)]^\top$; $d = [d(1), d(2), \dots, d(M)]^\top$ 。要想求解式(3), 必须要确定回归算子, 一旦确定了回归算子, 再选择回归矩阵 P , 用线性最小二乘法来求解权向量 w 。将 P 分成 $P = NU$, N 为上三角矩阵, U 为矩阵分解的一个因子, 可以通过 P 与 N 求得, 再设 A 为正交矩阵, 则 $AA^\top = H$; 令 $AW = g$, 则 $d = gU + e$, 那么它的最小二乘解为

$$g = U^\top H^{-1} d \quad (5)$$

其中 g 与 w 满足 $Aw = g$, 然后通过格拉姆-施密特正交后求出最小二乘解 w 。

2 基于 RBFNN 对传感器非线性校正和补偿

2.1 环境温度对瓦斯传感器的影响

由于煤矿井下环境条件复杂, 影响瓦斯预测效果因素很多, 要想达到较好的效果获得预设的系统灵敏度和精度, 就必须考虑很多因素, 进行补偿和校正。在本系统中, 最需要考虑的是环境温度变化的影响, 温度的变化会引起误差, 从而影响信号的处理和测量的精度。下面是系统中主要考虑的温度变化影响因素:

1) 从滤光片考虑, 窄带滤光片的中心波长会随着温度的升高而发生漂移, 偏移幅度为 2.0 °C。

2) 从光源上考虑, 红外光源的灯丝的输出量会随着温度的变化而变化。

为了减小温度影响红外系统而产生的误差, 直接将温度作为 RBFNN 的一个输入, 通过训练可减小因温度变化而带来的误差。

2.2 RBFNN 建模

本系统采用 RBF 网络进行的校正方法具有自动建立动态模型的功能, 无论是线性系统还是非线性系统都能较好地跟踪, 因此对于系统精度来说是能较大地提高, 再通过改进离散训练学习方法, 最后获得收敛的测量精度, 其中特征提取是预测中的关键问题。在理想状态下, 满足函数关系

$$U_p = f(p) \quad (6)$$

式中: p 为输入; U_p 为传感器输出, 其易受噪声、环境温度等非目标参量的影响, 设非目标参数分别为 t_1, t_2, \dots, t_n , 那么通常 $p = f^{-1}(u, t_1, t_2, \dots, t_n)$, 由于求多元函数的反函数较复杂, 不便用式(6)表示, 因此利用 RBF 网络良好的学习和非线性逼近能力, 采用 RBFNN 算法改传感器的输出特性^[5], 其原理如图 2 所示。

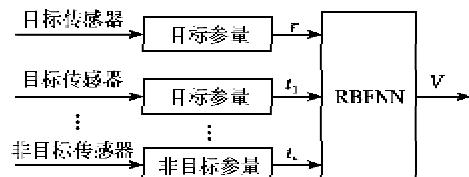


图 2 RBF 神经网络改善传感器图

图 2 中是将非目标与目标传声器的电压信号与温度同时作为神经网络的输入, 改善后的目标传声器作为输出。本文采用改进型的 RBF 神经网络, 利用其良好的非线性能力, 通过现场实验数据训练, 从

而逼近非线性函数。

2.3 离线训练

本文中,利用红外瓦斯传感系统采集的现场数据作为训练样本。通过输入样本获得输出浓度值后,利用无监督学习法^[6]即样本聚类,来确定 RBF 网络中 H 个隐节点的中心,并根据样本点与每个数据中心之间的距离来确定扩展常数,具体步骤如下:

1) 选择 H 个不同的初始聚类中心点并设定 $k=1$ 个初始聚类中心;再计算所有样本点输入与聚类中心的距离 $\|X_j-C_j(k)\|$ 。

2) 按最小距离法进行分类,聚类中心 $C_j(k+1)=\frac{1}{N_i} \sum_{x \in w_j(k)} x$, N_i 为样本数;继续进行聚类直到 $C_j(k+1)=C_j(k)$,聚类结束。

3) 求得 RBF 半径

$$r_i = d_{\max} / \sqrt{2M} \quad (7)$$

式中 d_{\max} 为最大的距离; M 为隐节点个数,各扩展常数和隐节点的中心一旦确定,输出权值矢量就可确定,即 $h = \exp\left(\frac{-\|x-c_j\|^2}{r_i}\right)$, $w = (h' y h'^T h)^{-1}$, 其中, w 为输出权矢量, $y = (y_1, \dots, y_i, \dots, y_M)$ 。

离线训练完成后,RBF 网络的隐节点数、半径及中心向量都随之确定。由于训练样本来自现场红外瓦斯传感系统所测得的实验数据,因此可以认为训练完的网络接近于实际浓度值。

3 实验结果

本实验是在开滦煤矿井下巷道采用设计的瓦斯传感系统进行瓦斯浓度检测,根据瓦斯气体爆炸限 5.3% ~ 15.0%,为确保安全,选取 0、0.50%、1.00%、2.5% 和 3.00% 5 种浓度数据,实验测试结果如表 1 所示,由表分析可知,该系统测量值准确,但所产生的误差的平均值 $\leq 0.2\%$ 不能达到技术指标,因此用 RBF 算法改进。

表 1 红外传感器的瓦斯浓度检测的部分数据

实际浓度/%	测量浓度/%					平均浓度/%	误差/%
	1	2	3	4	5		
0	0.108	0.110	0.113	0.124	0.112	0.113	4.0.113
0.50	0.612	0.619	0.614	0.612	0.614	0.614	2.0.112
1.00	1.118	1.108	1.111	1.114	1.117	1.113	5.0.113
2.50	2.620	2.620	2.628	2.621	2.610	2.621	2.0.121
3.00	3.221	3.221	3.227	3.224	3.220	3.223	0.0.223

RBF 网络改进法采用实测瓦斯浓度数据与温度共同作为神经网络的 2 个输入,得到部分预测的

瓦斯浓度,部分测试结果如表 2 所示,由表分析可知,经过神经网络后,得到的数据比实际测量的瓦斯浓度要更接近于真实浓度值,所产生的平均误差 $\leq 0.1\%$,预测效果很好。

表 2 神经网络部分预测结果

实际浓度/%	探测信号电压/V	测量浓度/%	预测值/%	误差/%
0	0	0.113	0.098	2.0.098
0.50	0.3	0.614	0.412	4.0.087
1.00	0.6	1.113	1.098	4.0.098
2.50	0.7	2.621	2.428	8.0.071
3.00	0.9	3.223	3.112	3.0.112

对已训练的 RBF 神经网络进行预测,通过训练好的隐节点的中心向量、隐节点数及半径求得预测值,选取 100 组预测样本,预测结果如图 3 所示,从两组样本的逼近程度上可看出预测效果很好,达到了预设技术指标。

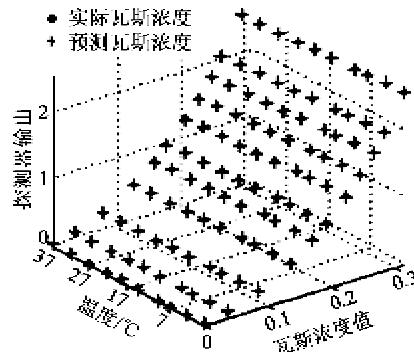


图 3 瓦斯浓度预测图

4 结束语

本文利用现场红外瓦斯传感系统的实测数据,探讨了改进的 RBFNN 算法实现瓦斯传感器非线性校正的方法,算法中将目标传感器与非目标传感器的输出电压信号与温度作为 RBF 神经网络的输入,利用其良好的非线性映射能力,通过已测得实验数据进行离线训练,来逼近非线性函数。从实验可知,改进的算法提高了精度和灵敏度,且易于实现,具有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 陈兴梧,刘鸣,赵汪,等.红外测量系统中光电导探测器电路[J].红外技术,2001,23(6):33-35.
CHEN Xingwu, LIU Ming, ZHAO Wang, et al. The design of the circuit of photo-conductive detector in infrared measurement system[J]. Infrared Technology, 2001, 23(6):33-35.

(下转第 99 页)