

文章编号:1671-6833(2010)03-0061-04

基于径向基神经网络的乙醇气体检测仪仿真分析

据新刚^{1,2}, 郭海鸥², 郭敏¹

(1. 郑州大学 物理工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南教育学院 电路与系统重点学科, 河南 郑州 450046)

摘 要:以乙醇气体检测仪的算法设计为例,采用径向基神经网络,对34组乙醇气体浓度检测实验取得的标定数据进行拟合,即在Matlab环境下,利用径向基函数进行网络设计、仿真分析。结果显示,基于径向基网络的算法数据存储量小,并具有较好的误差性能,满足系统的误差要求,同时,网络的训练时间短,收敛速度快。

关键词:径向基函数;神经网络;曲线拟合;Matlab仿真

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

0 引言

近年来,在智能检测仪器设计领域中应用较多的网络模型是BP(Back Propagation,反向传播)神经网络,该网络采用误差反向传播的梯度算法^[1],存在固有的缺陷,如学习过程长,容易陷入局部极小点,隐层节点数的选取无理想的规则可循,从而导致无法确定合适的初始网络参数及拓扑结构等等^[2]。由此,人们提出了RBF(Radial Basis Function,径向基函数)神经网络,它利用了插值法的研究成果,采用了前馈的结构,可以根据问题确定相应的网络拓扑结构,学习速度快,不存在局部极小问题。显示出比BP神经网络更强的生命力,在越来越多的领域内成为替代BP神经网络的一种新型网络^[3-4]。

在乙醇气体浓度检测仪的设计中,最为关键的算法设计部分要对既得的离散的实验标定数据进行拟合,以便在实际测量中精确测出随机连续的输入值所对应的输出值。与传统算法相比,采用RBF神经网络算法可以实现精确拟合,并且数据存储量小,兼具训练收敛速度快的优点。同时,利用Matlab既有的RBF网络设计函数进行仿真设计更具高效快捷的特点。

1 RBF神经网络的创建和学习过程

1.1 RBF网络模型

RBF网络是一种高速并且具有全局逼近能力的前馈反向传播网络,具有两个网络层:隐层为RBF层;输出层为一线性层,其网络结构如图1所示^[5]。

RBF层神经元个数为 S^1 ,输出层神经元个数为 S^2 , P 为网络输入矢量,维数为 R , W^1 、 W^2 分别为径向基层、输出层的权值矢量矩阵, b^1 、 b^2 分别为径向基层、输出层的域值矢量, n^1 、 n^2 分别为径向基层、输出层的中间输出矢量, a^1 、 a^2 分别为径向基层、输出层的输出矢量。径向基层的作用函数 $f(\cdot)$ 为高斯函数,输出层的作用函数 $g(\cdot)$ 为线性函数: $g(x) = x$ 。

用Matlab函数表示网络的响应为

$$a^2 = \text{purelin}(W^2 a^1 + b^2),$$

其中, $a^1 = \text{radbas}(n^1)$ 。

而 $n^1 = \|W^1 - P\| \cdot b^1 = (\text{diag}((W^1 - \text{ones}(S^1, 1) * P')) * (W^1 - \text{ones}(S^1, 1) * P'))' \cdot 0.5 * b^1$ 。

给定输入矢量 P_1, P_2, \dots, P_n 后,RBF神经元将根据输入向量与每个神经元权值的距离输出一个值,距离远的其输出值趋近于0,对输出层的影响可以忽略;距离在0.833时,输出值仅为0.5;只有当距离接近0时,输出值才接近于1,从而将激活输出层神经元的权值。也就是说,RBF神经网络只对靠近输入权值向量的输入产生影响。由于隐层对输入信号的响应,只在函数的中央位置

收稿日期:2009-12-31;修订日期:2010-03-09

基金项目:国家科技支撑计划资助(2006BAK01A38)

作者简介:据新刚(1973-),男,河南辉县人,郑州大学硕士研究生,主要从事信号处理、EDA技术研究,E-mail: xingangju@yahoo.com.cn

产生较大的输出,即局部响应,故此,网络具有很好的局部逼近能力,使得任何函数都可以被表示成一组基函数的加权和.在 RBF 网络中,相当于选择各隐层神经元的传输函数,使之构成一组基函数,用以逼近未知函数,并且这种函数逼近能力在大部分情况下优于 BP 神经网络^[6].

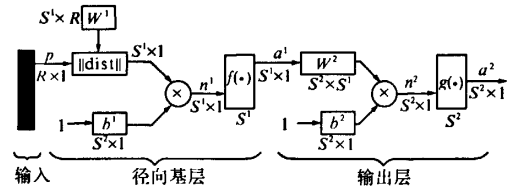


图 1 径向基神经网络
Fig. 1 RBF neural network

1.2 Matlab 中的 RBF 网络设计函数

1.2.1 newrbe 和 newrb 函数

在 Matlab 工具箱中,创建 RBF 网络的设计函数有 newrbe 和 newrb,这两个函数在创建 RBF 网络的过程中以不同的方式完成了权值和阈值的选取和修正,所以 RBF 网络没有专门的训练和学习函数. RBF 网络的 RBF 层采用高斯函数时,从理论上说,网络的训练应确定高斯函数的数学期望、方差及隐层和输出层神经元的权值与阈值.而 RBF 网络的结构,当隐层和输出层神经元的权值与阈值确定后,网络的输出也就确定了.所以 RBF 网络的学习仍然是个网络层权值和阈值的修正过程.

newrb 函数创建的 RBF 网络,最初并不含有 RBF 神经元,通过对输入样本循环仿真完成网络创

建.具体步骤是:用所有的输入样本对网络进行仿真;找到误差最大的一个输入样本;增加一 RBF 神经元,其权值等于输入向量的转置;以 RBF 神经元输出的点积作为线性网络层神经元的输入,重新设计线性网络层,使误差最小;当均方误差未达到规定的误差性能指标,且神经元的数目未达到规定的上限值时,重复以上步骤^[7].

RBF 网络设计函数 newrb 逐渐增加 RBF 神经元数目,比 newrbe 函数获得的 RBF 网络规模要小.同时,仍兼具比其他神经网络训练时间短的优点.

1.2.2 newrb 函数参数说明

newrb 函数通过不断增加 RBF 网络隐层中的神经元数目而使网络响应达到指定的均方误差目标.其一般形式是:

$$\text{newrb}(P, T, \text{goal}, \text{spread}, MN, DF)$$

其中, P 为输入矢量; T 为目标矢量; goal 为均方误差目标,缺省默认为 0; spread 为径向基函数的扩展系数(分布密度),默认值为 1.0; MN 为神经元数目上限; DF 为两次显示之间所添加的神经元数目,默认值为 25. 扩展系数越大函数逼近越光滑,而过大会导致在拟合快速变化的函数时产生大量的神经元,而 spread 值太小则会导致即便在拟合光滑函数时也产生很多的神经元.所以,径向基函数的扩展系数需要根据实际问题综合选择.

2 乙醇气体浓度检测仪标定数据分析

采用 newrb 函数对乙醇气体浓度检测仪进行仿真设计.以某特定型号乙醇气体浓度检测仪为例,提供 34 组实验标定数据,如表 1 所示.

表 1 实验标定数据
Tab. 1 Experimental calibration data

序号	浓度/%	电压/V	序号	浓度/%	电压/V	序号	浓度/%	电压/V
1	0.00	0.427	13	3.00	1.311	25	6.00	1.768
2	0.25	0.476	14	3.25	1.367	26	6.25	1.812
3	0.50	0.604	15	3.50	1.413	27	6.50	1.921
4	0.75	0.688	16	3.75	1.422	28	6.75	1.966
5	1.00	0.731	17	4.00	1.472	29	7.00	2.053
6	1.25	0.756	18	4.25	1.499	30	7.25	2.082
7	1.50	0.793	19	4.50	1.531	31	7.50	2.134
8	1.75	0.871	20	4.75	1.547	32	7.75	2.214
9	2.00	0.962	21	5.00	1.563	33	8.00	2.271
10	2.25	1.049	22	5.25	1.602	34	8.25	2.317
11	2.50	1.132	23	5.50	1.663			
12	2.75	1.258	24	5.75	1.705			

该检测仪的输入输出特性呈明显的非线性,如图2所示,“*”为训练样本。

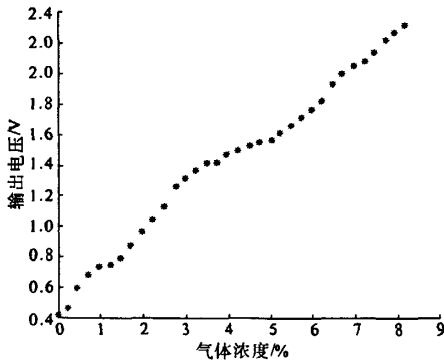


图2 输入输出特性

Fig.2 Input-output characteristics

3 仿真结果分析

在 Matlab 命令窗口下,根据标定数据定义输入向量和目标向量:

$x = 0:0.25:8.25;$

$y = [0.427 \ 0.476 \ 0.604 \ 0.688 \ 0.731$
 $0.756 \ 0.793 \ 0.871 \ 0.962 \ 1.049 \ 1.132$
 $1.258 \ 1.311 \ 1.367 \ 1.413 \ 1.422 \ 1.472$
 $1.499 \ 1.531 \ 1.547 \ 1.563 \ 1.602 \ 1.663$
 $1.705 \ 1.768 \ 1.812 \ 1.921 \ 1.996 \ 2.053$
 $2.082 \ 2.134 \ 2.214 \ 2.271 \ 2.317];$

设计 RBF 网络并计时: $t = \text{clock}; \text{net} = \text{newrb}(x, y, 0.01, 1, 34, 2); \text{stime} = \text{etime}(\text{clock}, t);$

得到结果:

NEWRB, neurons = 0, SSE = 4.291 7

NEWRB, neurons = 2, SSE = 2.648 82

NEWRB, neurons = 4, SSE = 1.257 92

NEWRB, neurons = 6, SSE = 0.094 727 3

NEWRB, neurons = 8, SSE = 0.041 158 2

NEWRB, neurons = 10, SSE = 0.005

593 22

可见,当神经元增加到 10 个时,网络输出的均方误差即已符合误差目标 0.01 的要求,如图3所示。

另外, Matlab 工作区中显示,所用训练时间 stime 仅为 0.219 0 s。对创建好的网络进行仿真,并绘出对样本的拟合曲线,如图4所示。显然,所建网络可以对训练样本进行很好的拟合,拟合曲线整体光滑无振荡,说明径向基函数扩展系数 spread 定为 1 是较为合适的。

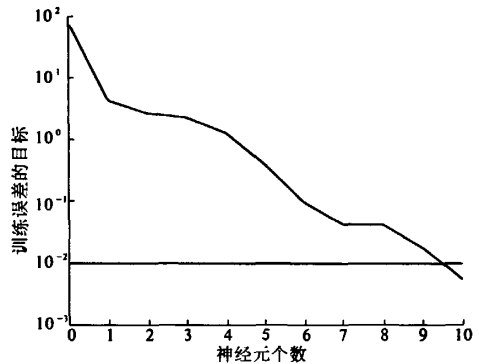


图3 误差性能曲线

Fig.3 Error performance curve

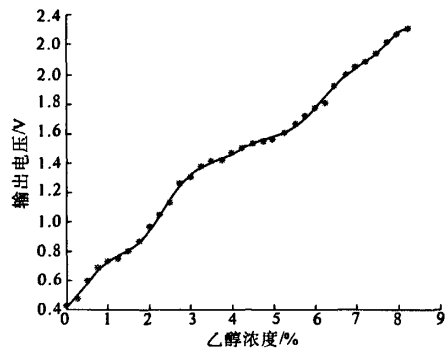


图4 拟合结果

Fig.4 Fitting results

4 结论

RBF 神经网络在对非线性特性进行逼近时,创建、训练网络的速度快,花费时间短,所用的神经元个数较少。尤其体现在应用于高维空间插值和模式识别时。同时,和其他神经网络一样,需要关注当误差要求过小时的过适配现象。

参考文献:

- [1] 陈宗海,苑明哲,向微,等. 基于混合径向基神经网络的建模及其逆模控制研究[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(6):734-738.
- [2] 姚亚夫,彭昊. 一种基于径向基神经网络的组合预测模型[J]. 郑州大学学报:工学版,2008,29(3):137-140.
- [3] FENG Q H, YUAN W CH. Comparative study on BP neural network and RBF neural network in performance evaluation of seismic resistance for Pier columns[J]. Structural Engineers,2007,23(5):41-47.
- [4] KM K B, SIM K B, AHN S H. Recognition of concrete surface cracks using the ART1-based RBF network[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006

- (3972);669-675.
- [5] 冯清海,刘沐宇,袁万城. 基于径向基网络的钢管混凝土拱桥安全性评价方法[J]. 公路交通科技, 2009,26(8):67-72.
- [6] 陆敬安,梁金强,罗文造. 径向基函数神经网络在计算天然气水合物饱和度和中的应用研究[J]. 海洋通报,2009,28(4):102-106.
- [7] 周开利. 神经网络模型其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社,2005.

RBF Neural Network-Based Ethanol Gas Detector Simulation Analysis

JU Xin-gang^{1,2}, GUO Hai-ou², GUO Min¹

(1. School of Physical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Key Discipline of Circuits and Systems, Henan Education Institute, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Neural network has a strong non-linear fitting capability for mapping complex non-linear relationship, and its learning rules are simple and easy for computer implementation. BP neural network prone to fall into local minimum, however, RBF neural network overcomes the shortcoming. The algorithm of Ethanol gas detector is designed by the application of neural network with the radial basis function in Matlab. The curve-fitting result according to experimental calibration data shows that the algorithm has the advantages of a small amount of data storage and has a good error performance to meet the system error requirement. Furthermore, the network has short training time and fast convergence speed.

Key words: radial basis function; neural networks; curve fitting; Matlab simulation

(上接第 56 页)

Research of Traffic Lamp Real-time Intelligent Control System Based on Image Processing and DSP

ZHANG Ai-mei, KONG Wen-jie

(School of Mechanical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: This paper puts forward a design of traffic signal lamp intelligent control system that uses DSP-embedded system as hardware platform, in view of uneven distribution of vehicles at road intersection, for example, urban downtown and crossing of major road and minor road. It acquires video pictures that reflect the situation of traffic with CCD vidicon, then, after a series of image processing, gains vehicles information by means of background subtraction, eventually controls the timing and change of traffic signal lamp according to the difference of vehicles number at relative phases of the road intersection, realizes self-adaptive control. Experiment proves that this system is good at real time, extension and so on.

Key words: DSP-embedded system; image processing; traffic signal lamp; real-time intelligent control