

基于动态 RBF 神经网络的板形板厚综合控制仿真研究

张秀玲,张志强

(燕山大学 电气工程学院,河北 秦皇岛 066004)

摘要:基于 RBF 神经网络的特点提出了一种动态调节隐含层隐节点个数的方法,由 2 部分组成:首先以网络输出数据的均方误差及其变化率为标准来调节隐含层节点的数目,然后调节优化隐含层节点的中心值,根据广义逆矩阵的方法求出输出层权值.所设计的神经网络具有最少的隐含层节点数,提高了学习训练速度,构造了板形板厚综合控制的数学模型,采用新的模型处理方法,用动态 RBF 神经网络进行控制仿真,取得了理想的结果.

关键词:BF 网络;动态设计;逆矩阵;板形板厚综合控制

中图分类号:TP183 文献标识码:A 文章编号:1673-4785(2007)02-0065-04

Simulation research on strip flatness and thickness control based on dynamic RBF neural networks

ZHANG Xiu-ling, ZHANG Zhi-qiang

(College of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A method to dynamically adjust the number of hidden layer nodes is proposed based on features of the RBFNN, which includes two parts: the first part is to adjust the number of hidden layer nodes based on the mean square error and change rate of network output data, and the second part is to optimize the central value of the hidden layer and find the output layer's weights based on the generalized inverse matrix. The newly designed RBFNN has least nodes of hidden layers and higher training speed. A mathematical model for controlling strip flatness and thickness is proposed. Control simulation is executed with dynamic RBF neural network based on new model, receiving an ideal result.

Keywords: RBFNN; dynamic design; inverse matrix; integrated control of strip flatness and thickness

RBF 神经网络是一种前向神经网络,和其他前向网络相比,具有结构简单,全局逼近能力强,训练方法快速易行的优点^[1]. RBF 神经网络所研究的核心问题是确定隐含层节点数和相应数据中心以及确定隐含层的输出权值,本文根据 RBF 神经网络这些特点,设计了一种动态确定隐含层节点数的方法,达到了期望的目标,同时神经网络隐含层具有最少节点,结构最简单;用提出的新方法设计了板形板厚综合控制系统,进行了仿真研究.

1 RBF 神经网络的结构

RBF 神经网络的结构如图 1 所示,由输入层、

隐含层、输出层组成.输入层把输入数据直接映射到隐含层;隐含层神经元的作用函数为径向对称的径向基函数,输出层神经元的作用函数为简单的线性函数,对隐含层神经元的输出数据进行线性加权后输出.

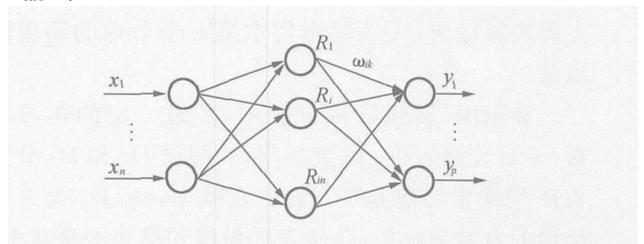


图 1 RBF 神经网络结构图

Fig 1 Structure of RBF neural network

只有当输入信号在靠近作用函数的中心范围

收稿日期:2006-11-04.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50374058);燕山大学博士基金资助项目(B70).

时,隐含层节点才会产生较大的输出. 隐含层中的径向基函数一般取为高斯函数:

$$R_i(x) = \exp[-(x - c_i)^2 / 2\sigma_i^2], \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (1)$$

式中: x 为输入向量, c_i 隐含层节点数据中心, σ_i 作用函数所围绕中心点的宽度, m 为隐含层节点的数目,即数据中心数目, $(x - c_i)^2$ 为向量范数,表示欧式距离.

$R_i(x)$ 在 $x = c_i$ 时有唯一的最大值,随着范数的增大,输出迅速地衰减到零. 因此对于给定的输入数据,只有在靠近中心的一小部分才被激活.

输出层是对隐含层输出数据的线性映射,即

$$y_k = \sum_{i=1}^m w_{ik} R_i(x) \quad k = 1, 2, \dots, p. \quad (2)$$

式中: p 为输出节点数, w_{ik} 为输出层的权值.

当隐含层节点数目比较少的时候虽然能提高系统速度,但是不能达到预期效果,当隐含层的节点数目较多时,虽然能逼近目标函数,但训练时间较长,增加了系统的冗余度;因此如何确定隐含层节点数和数据中心成为 RBF 神经网络设计的重点与难点,本文就此问题进行了深入研究.

2 动态 RBF 神经网络的设计

整个设计过程分为 2 步进行:首先是动态设计 RBF 的隐含层节点数目,可以采用随机算法选取 RBF 中心^[2],其次是采用优化方法进行数据中心和输出权值的优化.

2.1 隐含层节点数的动态设计

所谓动态 RBF 神经网络指的是在学习训练过程中,隐含层的节点数目不断变化,结构呈现为动态的神经网络,设计这种网络的目的是使网络性能在训练过程中始终保持最优,最终达到最佳结构^[3].

在隐含层动态设计中,用网络输出的均方误差作为网络性能评判标准,表达式为

$$e = \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q \sum_{k=1}^p (y_{kj} - y_{kj}^d)^2 / q. \quad (3)$$

式中: q 为网络训练样本数, y_{kj} 为输出层中第 k 个节点的实际输出, y_{kj}^d 为输出层中第 k 个节点的期望输出值.

在 RBF 网络训练过程中,经过一定的学习次数, T 后计算 e 和 e 的衰减率 D ,假设 D_1 和 D_2 分别为在 T 次学习前和学习后的衰减率, D_s, D_f 为 2 个给定的衰减率阈值,分别表示最慢和最慢的衰减率.

> 0 为给定的收敛阈值. 动态结构的 RBF 神经网络算法可以归纳为

1) 首先给定初始隐含层节点数 m ,在网络经过

T 次学习后,计算 e, D_1 .

2) 如果 $e < \epsilon$,则说明网络已经收敛,为了节省运行时间,应该减少隐含层的节点数,以每次减少一个节点为目标,那么此时隐含层的节点数为 $m = m - 1$.

3) 如果在第 1 次训练后 $e > \epsilon$,那么需要进行第 2 次学习,再经过 T 次学习之后计算 e, D_2 .

4) 比较 e 和 ϵ 的大小,如果 $e < \epsilon$,网络收敛,则隐含层可以减去一个节点, $m = m - 1$.

5) 如果 $e > \epsilon$,并且 $D_2 > D_f$,则说明网络结构很好,此时结构不变,即 $m = m$.

6) 如果 $D_2 < D_f$,并且 $D_2 < D_s$,则说明网络性能比较差,不能达到期望的要求,此时需要增加隐含层的节点数,即 $m = m + 1$.

7) 如果 $D_s < D_2 < D_1$,则说明网络性能比较差,需要增加节点,即 $m = m + 1$.

8) 当增加节点的时候,与之相连的输出权值取很小或者为零,当删去节点的时候,删去输出均方值最小的节点.

2.2 数据中心和输出权值的优化调整

2.2.1 数据中心的优化

由于在动态设计隐含层节点数时所用的数据中心来自于样本输入,并且在网络训练中该数据保持固定不变,因此该数据中心可能离最优数据中心有一定的偏差,为了校正这一偏差,需要对高斯函数的中心进行调整和优化. 由于隐含层用的径向基函数是高斯函数,只对数据中心附近的数据产生较大的响应,因此在优化的时候就以数据中心周围的部分样本为目标样本来调节该数据中心的值^[4]. 假设某隐含层节点的数据中心是 c_i ,函数宽度为 σ_i ,那么参与调节的目标样本为

$$X_i = \{ (x_j, y_j) \mid |x_j - c_i| < k \sigma_i, j = 1, 2, \dots, n \}. \quad (4)$$

k 值越大,则参与优化数据中心的数据就越多,假定 (x_j, y_j) 是参与优化数据中心的一个样本,那么数据中心对该样本的调节量为

$$\alpha_i(x_j, y_j) = 4 \frac{R_{c_i}(x_j)(y_j - y(x_j))}{\sigma_i}. \quad (5)$$

式中: η 为学习系数.

于是数据中心可用式(6)来调整确定:

$$c_i = c_i + \eta \alpha_i(x_j, y_j). \quad (6)$$

2.2.2 输出权值的求解和优化

由于当数据中心和高斯函数的宽度确定以后,整个 RBF 网络从输入到输出就成为一个线性方程组,因此可以通过求逆矩阵的方法来确定网络的输



出权值,即

$$= R^+ y = (R^T R)^{-1} R^T y. \quad (7)$$

式中: y 是 RBF 网络的期望输出.

把权值看作是误差的函数,可用式(8)对求出的权值进一步优化:

$$\tilde{w} = w + f(y_{kj} - y_{kj}^d). \quad (8)$$

综上所述,RBF 神经网络的动态设计步骤如下:

- 1) 初始化隐含层节点个数;
- 2) 应用随机算法选取 RBF 高斯函数的数据中心;
- 3) 求取高斯函数的宽度;

4) 按照动态设计网络隐含层的方法训练网络,直到隐含层节点数目达到要求为止;

5) 根据式(5)和式(6)优化调整隐含层节点的数据中心;

6) 根据式(7)和式(8)优化调整隐含层输出权值;

7) 算法结束.

3 板形板厚综合控制模型

当机架具有工作辊弯辊板形控制和液压压下板厚控制时,板形板厚综合控制数学模型为^[6]

$$h = \frac{C_p}{C_p + Q} S + \frac{Q}{C_p + Q} H + \frac{C_p}{C_p + Q} \times \frac{F}{C_F}. \quad (9)$$

$$i = \frac{E}{h} \left[\frac{1}{K_p} \times \frac{C_p}{C_p + Q} (H - S) - \left[\frac{1}{K_p} \times \frac{C_p}{C_p + Q} \times \frac{1}{C_F} + \frac{1}{K_F} \right] F - \frac{h}{H} H_d + \frac{h}{E} 0 \right]. \quad (10)$$

式中: S 为辊缝的变化量, P 为轧制力的变化量, F 为工作辊弯辊力的变化量, C_p 为轧机纵向刚度系数, C_F 为弯辊刚度系数, o_1, o_2 为入口、出口横向张力差的改变量, H, h 来料和轧后的平均厚度, E 为轧件的弹性模数, K_p 为轧机横向刚度系数, K_F 为横向弯辊刚度系数, H_d 为轧件出口横向厚差的改变量, Q 为轧件塑性系数.

轧机,保持板形板厚综合控制数学模型的输出达到控制要求.

4 仿真研究

首先,RBF 神经网络采用双输入双输出结构进行训练,输入为 H 和 o_1 ,输出为 F 和 S ,取神经网络具有 10 个隐含节点,每个隐含节点中具有 2 个数据中心,分别对应输入中的 H 和 o_1 ,隐含层节点的输出为该节点中 2 个高斯函数的输出之和,采用 50 组数据按照上面方法进行训练,训练后发现用 8 个节点就可以达到期望的效果,训练后的 RBF 神经网络数据中心和输出层权值经过优化以后如表 1 所示.

控制的预期目标是使 $h = 0, o_1 = 0$,因此,令 h, o_1 均为 0,将参数: $h = 0, o_1 = 0, C_p = 30, C_F = 2.8, K_F = 2.6, K_p = 14, Q = 9.3, h = 1.35, H = 3, E = 13.05^{[6]}$,代入式(9)和(10)得:

$$S + 0.35714826 F = -0.31 H. \quad (11)$$

$$\begin{aligned} -0.05452563 S + 0.40408882 F = \\ -0.05452563 H - 0.45 H_d + 0.10344828 o_1. \end{aligned} \quad (12)$$

$$\text{即} \begin{bmatrix} 1 & 0.35714826 \\ -0.05452563 & 0.40408882 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S \\ F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.31 H \\ -0.05452563 H - 0.45 H_d + 0.10344828 o_1 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

通过矩阵求逆,得

$$\begin{bmatrix} S \\ F \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.95402461 & -0.84318857 \\ 0.12873108 & 2.36109280 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} -0.31 H \\ -0.05452563 H - 0.45 H_d + 0.10344828 o_1 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

设 $H = 0.02 \sin(t), H_d = 0.01 \sin(t), o_1 = \sin(t)$ 于是,式(13)和(14)化简为

$$S = -0.08842750 \sin(t). \quad (15)$$

$$F = 0.23023700 \sin(t). \quad (16)$$

因此,在干扰作用下,通过采用 RBF 神经网络控制

表 1 RBF 神经网络的参数

Table 1 Parameters of RBF neural network

数据中心		输出权值	
0.64278761	0.01285575	1.11200181	0.02224004
0.98480775	0.01969616	2.04312282	0.04086246
0.86602540	0.01732051	-2.32829984	-0.04656600
0.34202014	0.00684040	-0.23561254	-0.00471225
-0.34202014	-0.00684040	0.23561254	0.004712250
-0.86602540	-0.01732051	2.32829984	0.04656600
-0.98480775	-0.01969616	-2.04312282	-0.04086246
-0.64278761	-0.01285575	-1.11200181	-0.02224004

其次,应用 RBF 网络构造控制系统如图 2 所示.

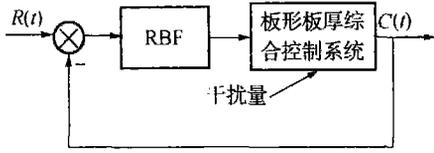


图 2 板形板厚综合控制系统

Fig. 2 The system of controlling the shape and gauge synthesis

该控制系统中, $R(t) = \begin{bmatrix} H \\ 0 \end{bmatrix}$ 和 $C(t) = \begin{bmatrix} h \\ \end{bmatrix}$,

应用前面的参数,仿真结果如图 3.

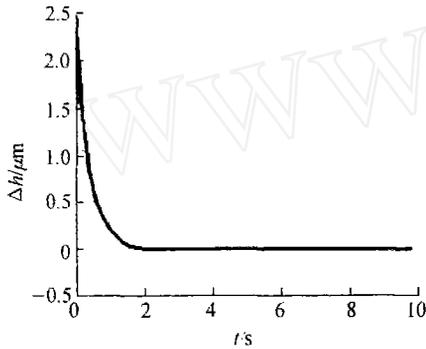


图 3 出口厚度误差

Fig. 3 The export gauge error

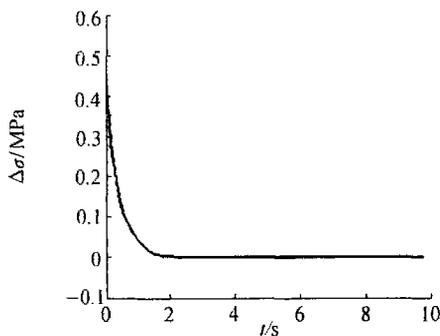


图 4 出口张力差误差

Fig. 4 The export error of strain difference

5 结束语

仿真结果表明按照本文方法设计的 RBF 神经网络,具有较高的数值逼近能力和联想记忆能力,能以很高的精度逼近所要设计的目标函数,且训练过

程中受到的约束较少,精简了隐含层节点数,训练速度比较快,输出均方误差较小;图 3 和图 4 表明,设计的基于动态 RBF 神经网络板形板厚综合控制系统结构是正确的,出口厚度偏差和张力差偏差均能在较短的时间内衰减为零,达到了预期目的.

参考文献:

[1]王旭东,邵惠鹤. RBF 神经网络理论及其在控制中的应用[J]. 信息与控制,1999(4):272 - 283.
 WANG Xudong, SHAO Huihe. RBFNN theory and application of control [J]. Information and Control, 1999 (4):272 - 283.

[2]阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社,2000.

[3]王士同. 神经模糊系统及其应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,1998.

[4]魏海坤,丁维明,宋文忠. RBF 网的动态设计方法[J]. 控制理论与应用,2002(5):674 - 680.
 WEI Haikun, DING Weiming, SONG Wenzhong. The dynamic design method of RBFNN[J]. Control Theory and Application, 2002(5):674 - 680.

[5]连家创,刘宏民. 板厚板形控制[M]. 北京:兵器工业出版社,1996.

[6]王莉,葛平,孙一康. 基于模糊 RBF 神经网络的冷连轧板形板厚多变量控制[J]. 北京科技大学学报, 2002(5):556 - 559.
 WANG Li, GE Ping, SUN Yikang. Shape and gauge multivariable control for cold series rolling based on Fuzzy RBFNN[J]. Peking Science and Technology University. 2002(5):556 - 559.

作者简介:



张秀玲,女,1968 年生,博士,教授,主要研究方向为神经网络智能控制. 获国家科技进步二等奖一项,省部级一等奖、二等奖各一项,发表论文 50 余篇.

E-mail: zxlisu@Yahoo.com.cn.



张志强,男,1979 年生,硕士,主要研究方向为神经网络优化设计.