文章编号 1004-924X(2011)06-1406-08

自组织递归区间二型模糊神经 网络在动态时变系统辨识中的应用

李 迪,陈向坚,续志军*,杨 帆,牛文达 (中国科学院 长春光学精密机械及物理研究所,吉林 长春 130033)

摘要:针对动态时变系统辨识过程中存在噪声干扰的问题,本文将区间二型模糊集结合到递归神经网络中,提出了自组 织递归区间二型模糊神经网络以增强动态时变系统的抗噪能力。该自组织递归区间二型模糊神经网络由前件和后件两 部分构成:前件为区间二型模糊集模型,用于将每个规则的激活强度反馈到自身构成内反馈回路,其参数学习采用梯度 下降算法;后件为带有区间权值的 Takagi-Sugeno-Kang(TSK)模型,其参数学习采用有序规则卡尔曼滤波算法,且网络 初始规则数为零。所有规则均通过结构学习和前后件参数同时在线学习来产生,其网络结构学习采用的是在线区间二 型模糊群集。为验证提出的神经网络的优越性,将其应用到单输入单输出动态时变系统的辨识中。实验结果表明,相对 于前馈一型/二型模糊神经网络、递归一型模糊神经网络,该神经网络的辨识能力强,即使在存在白噪声的条件下,也能 减小测试及训练误差。

关 键 词:自组织递归区间;二型模糊神经网络;卡尔曼滤波;梯度下降法;噪声干扰;动态时变系统辨识 中图分类号:TP391.4 文献标识码;A doi:10.3788/OPE.20111906.1406

Type-II fuzzy neural networks with self-organizing recurrent intervals for dynamic time-varying system identification

LI Di, CHEN Xiang-jian, XU Zhi-jun*, YANG Fan, NIU Wen-da

(Changchun Institute of Optics Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China) * Corresponding author, E-mail:xuzj538@ciomp.ac.cn

Abstract: To solve the noise interference issue for the dynamic time-varying system identification processing, a type-II Fuzzy Neural Network (FNN) with self-organizing recurrent intervals is proposed to enhance the system robustness against the noise. This type-II fuzzy neural network is composed of two parts. The antecedent part takes the type-II fuzzy-set model to form the feedback-loop internally by feeding the acting strength of each rule, and it uses an algorithm of gradient-descent method for parameter learning. The consequent part takes the Takagi-Sugeno-Kang (TSK) model and uses an ruleordered Karman filtering method for parameter learning in no initial network rules. All rules are generated from the simultaneous on-line parameter learning from both parts above, in which the network structural learning takes the on-line interval type-II fuzzy-set. To verify its advantages in perform-

收稿日期:2010-11-04;修订日期:2011-02-15.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50905174)

1407

ance, the proposed neural network is compared with the feed forward type-I/type-II FNNs and recurrent type-I FNN in applications of the single-in-single-out dynamic time-variant system identification. The experiment results indicate that the type-II fuzzy neural network (FNN) with self-organizing recurrent intervals has strong identification ability, and can reduce the errors of the training and test in the present of various white noises.

Key words: type-II fuzzy neural network; self-organizing recurrent interval; Kalman-filtering; gradient-descent algorithm; noise disturbance; dynamic time-varying system identification

1 引 言

模糊神经网络不仅善于利用己有的经验知 识,而且由于引入了神经网络的学习机制,增强了 网络的自适应能力,从而使其同时具有推理能力 强和自适应能力强的优点。另外,由于模糊神经 网络同神经网络一样具有逼近任意连续非线性映 射的特性,正越来越多地被用于对系统辨识的研 究,但是,一般的模糊神经网络都是静态模糊神经 网络,不适于动态系统的辨识问题。文献[1]提出 了动态模糊神经网络,其模糊规则的后件采用带 有内反馈的递归神经网络。基于 TSK 型递归模 糊神经网络^[2],其将每条规则的有限长度反馈到 神经网络中,作为神经网络的输入量。现已将动 态模糊神经网络成功的应用到 UV-LIGA 工艺优 化中、微细电火花加工放电状态逐级映射检测以 及肺 CT 肿瘤靶区超分辨率重建等应用系统 中[3-6]。

所有以上提到的递归模糊神经网络都是基 于一型模糊理论。近年来,二型模糊逻辑系统越 来越受到关注^[7-9],二型模糊逻辑是一型模糊逻辑 的扩展,相对于一型模糊逻辑而言,其在处理不确 定性等问题上更具有优越性,并成功地用于处理 语言识别以及分类等问题^[10-11]。本文提出自组织 递归区间二型模糊神经网络,通过训练数据便可 以自动进化网络结构并实现在线参数学习。自组 织递归区间二型模糊神经网络都是基于前向神经网 络来处理输入/输出映射问题,而在自组织递归区 间二型模糊神经网络结构中,将每个规则的有限 长度反馈到自身,形成由当前网络和滞后网络输 入相结合形成后件的反馈环路;现有的二型模糊 神经网络只是学习参数,网络结构固定并且预先 设定,而自组织递归区间二型模糊神经网络提出 网络结构学习算法与参数学习算法,这两者同时 在线学习,所有的规则也在线产生。文中通过系 统辨识实例来验证自组织递归区间二型模糊神经 网络的性能,同时与递归一型模糊神经网络,前馈 模糊一型模糊神经网络,以及其它二型模糊神经 网络进行了比较。

2 自组织递归区间二型模糊神经网络结构

假设待处理的动态系统是多输入多输出系统,该系统具有 n_u 个输入, n_o 个输出,控制输入与输出向量分别用 $u = (u_1, u_2, \dots, u_{n_u})$ 和 $y_p = (y_{p1}, y_{p2}, \dots, y_{pn_o})$ 表示,其中, n_u, n_o 分别代表输入输出维数,多输入多输出 6 层自组织递归区间二型模糊神经网络结构如图 1 所示,每个递归模糊规则的后件是一个一阶 TSK 型,每层的数学含义介绍如下:



Fig. 1 Structure of type-II fuzzy neural networks with self-organizing recurrent intervals

)

第一层(输入层):该层直接将当前状态 x(t)= $(u(t), y_p(t))$ 作为输入,而前馈模糊神经网络 则是将当前值与过去值同时作为该层的输入。该 层每个输入节点的范围定位[-1,1],并且无需调 整权值。

第二层(隶属函数层):该层每个节点代表一 个区间二型隶属函数,对于输入变量 x_j 的第 i 个 区间二型模糊集用 \widetilde{A}_i^j 表示。其中 $j=1,2,\dots,n_u$ + n_o ,使用的高斯主隶属函数有一个固定的标准 偏差 σ_j^i 和一个不确定均值 $[m_{j_1}^i, m_{j_2}^j]$ 。

$$u_{\tilde{A}_{j}^{i}} = \exp\left\{\frac{-1}{2}\left(\frac{x_{j}-m_{j}^{i}}{\sigma_{j}^{i}}\right)^{2}\right\} \equiv N(m_{j}^{i},\sigma_{j}^{i},x_{j}) , \qquad (1$$

其中 $m_j^i \in [m_{j_1}^i, m_{j_2}^i]$,对于隶属函数的不确定性 足迹(FOU)用上隶属函数与下隶属函数来定界, 对于上下隶属函数表示如下:

$$\begin{split} \bar{\mu}_{j}^{i}(x_{j}) &= \begin{cases} N(m_{j1}^{i},\sigma_{j}^{i},x_{j}), & x_{j} < m_{j1}^{i} \\ 1, & m_{j1}^{i} \leqslant x_{j} \leqslant m_{j2}^{i}, \\ N(m_{j2}^{i},\sigma_{j}^{i},x_{j}), & x_{j} > m_{j2}^{i} \end{cases} , \quad (2) \\ \underline{\mu}_{j}^{i}(x_{j}) &= \begin{cases} N(m_{j2}^{i},\sigma_{j}^{i},x_{j}), & x_{j} \leqslant \frac{m_{j1}^{i}+m_{j2}^{i}}{2} \\ N(m_{j1}^{i},\sigma_{j}^{i},x_{j}), & x_{j} > \frac{m_{j1}^{i}+m_{j2}^{i}}{2} \end{cases} , \quad (3) \end{split}$$

第三层(空间激活层):该层每个节点对应一 个模糊规则,并作为空间规则节点,每个节点通过 代数 product 操作对从第二层输出的节点进行 meet 运算来获取空间激活强度 *Fⁱ*,它是一个区间 一型模糊集,*M* 为规则总数,计算公式如下所示:

$$F^{i} = \begin{bmatrix} \underline{f}^{i}, \overline{f}^{i} \end{bmatrix}, i = 1, \cdots, M , \qquad (4)$$

$$\overline{\sigma}^{i} = \begin{bmatrix} n_{u} + n_{o} \\ 0 \end{bmatrix}, i = 1, \cdots, M , \qquad (5)$$

$$\overline{f}^{i} = \prod_{j=1} \overline{\mu}^{i}_{j}, \underline{f}^{i} = \prod_{j=1} \underline{\mu}^{i}_{j}, \qquad (5)$$

第四层(临时激活层):该层的节点是用来形成内反馈回路的递归规则节点,递归规则节点的 输出是临时激活强度,其不仅与当前的空间激活 强度有关,还依赖与前一时刻临时激活强度。其 计算公式如下:

$$\begin{split} \Psi_{q}^{i}(t) = \lambda_{q}^{i} F^{i}(t) + (1 - \lambda_{q}^{i}) \Psi_{q}^{i}(t-1) = \\ \lambda_{q}^{i} [\overline{f}^{i}(t), \underline{f}^{i}(t)] + (1 - \lambda_{q}^{i}) \\ [\overline{\Psi}_{q}^{i}(t-1), \underline{\Psi}_{q}^{i}(t-1)], \end{split}$$
(6)
其中, $i = 1, \cdots, M; q = 1, \cdots, n_{o}, \lambda_{q}^{i}$ 是反馈权值。
第五层(后件层):该层节点称为后件节点,其

作为第四层输出及单元延迟算子的线性模型,第 四层的每个节点都有一个后件节点。第*i*个后件 节点连接第*q*个网络输出变量计算如下:

$$\tilde{y}_{q}^{i}(t+1) = \sum_{j=0}^{n_{u}} \sum_{k=0}^{N_{j}} \tilde{a}_{jkq}^{i} u_{j}(t-k) + \sum_{j=0}^{n_{o}} \sum_{k=0}^{O_{j}} \tilde{a}_{(j+n_{u})kq}^{i} y_{pj}(t-k) , \qquad (7)$$

其中, $u_0(t) \triangleq 1$, $N_0 \triangleq 0$, N_j , O_j 分别代表控制输入 $u_j(t)$ 及系统输出 $y_{pj}(t)$ 的最大延迟数。 \tilde{a}_{jkq}^i 用下 面的区间来代替:

$$\tilde{a}_{jkq}^{i} = \begin{bmatrix} c_{jkq}^{i} - s_{jkq}^{i}, c_{jkq}^{i} - s_{jkq}^{i} \end{bmatrix}, \qquad (8)$$

其中, c_{jkq}^{i} , s_{jkq}^{i} 分别代表区间的中心值和扩展值。 $\tilde{y}_{q}^{i}(t+1)$ 是一个区间一型模糊集,用 $[\tilde{y}_{q}^{i}, \tilde{y}_{q}^{i}]$ 来代替,其中l,r分别代表左右极限,节点输出可改写为:

$$\widetilde{y}_{lq}^{i} = \sum_{j=0}^{n_{u}} \sum_{k=0}^{N_{j}} c_{jkq}^{i} u_{j}(t-k) + \sum_{j=0}^{n_{o}} \sum_{k=0}^{O_{j}} c_{(j+n_{u})kq}^{i} y_{pj}(t-k) - \sum_{j=0}^{n_{u}} \sum_{k=0}^{N_{j}} s_{jkq}^{i} | u_{j}(t-k) | - \sum_{j=0}^{n_{o}} \sum_{k=0}^{O_{j}} s_{(j+n_{u})kq}^{i} | y_{pj}(t-k) |$$
(9)

$$\widetilde{y}_{q}^{i} = \sum_{j=0}^{n_{u}} \sum_{k=0}^{N_{j}} c_{jkq}^{i} u_{j}(t-k) + \sum_{j=0}^{n_{o}} \sum_{k=0}^{O_{j}} c_{(j+n_{u})kq}^{i} y_{pj}(t-k) - \sum_{j=0}^{n_{u}} \sum_{k=0}^{N_{j}} s_{jkq}^{i} \mid u_{j}(t-k) \mid - \sum_{j=0}^{n_{o}} \sum_{k=0}^{O_{j}} s_{(j+n_{u})kq}^{i} \mid y_{pj}(t-k) \mid ,$$
(10)

第六层(输出层):该层的每个节点对应一个 输出变量,通过解模糊操作进行降阶处理来计算 网络输出变量 $y_q' \in [y_{lq}', y_{rq}'], 输出量 y_{lq}', y_{rq}'$ 可以通过 Karnik-Mendel 迭代过程^[8]来计算。后 件参数按照升序排列, $\tilde{y}_{lq} = (\tilde{y}_{lq}^1, \dots, \tilde{y}_{lq}^M), \tilde{y}_{rq} =$ $(\tilde{y}_{rq}^1, \dots, \tilde{y}_{rq}^M)$ 表示初始排列规则后件序列值,用 $\hat{y}_{lq} = (\hat{y}_{lq}^1, \dots, \hat{y}_{lq}^M), \hat{y}_{rq} = (\hat{y}_{rq}^1, \dots, \hat{y}_{rq}^M)$ 表示重排之 后的后件序列值,它们之间的关系表示如下:

$$y'_{lq} = \frac{\sum_{i=1}^{L} (Q_{l}\bar{\psi})\hat{y}_{lq}^{i} + \sum_{i=1+1}^{M} (Q_{l}\psi)\hat{y}_{lq}^{i}}{\sum_{i=1}^{L} (Q_{l}\bar{\psi})_{i} + \sum_{i=1}^{L} (Q_{l}\psi)_{i}},$$
(12)

$$y'_{m} = \frac{\sum_{i=1}^{L} (Q_{r}\bar{\psi}) \hat{y}_{lq}^{i} + \sum_{i=1+1}^{M} (Q_{r} \psi) \hat{y}_{lq}^{i}}{\sum_{i=1}^{L} (Q_{r}\bar{\psi})_{i} + \sum_{i=1}^{L} (Q_{r} \psi)_{i}},$$
(13)

方程式(12),(13)中 y_{lq}', y_{rq}' 用最初的排列 序列值,最后,通过计算 y_{lq}', y_{rq}' 的平均值来获得 网络输出变量 y_{q}' 的解模糊输出值:

$$y_{q}^{i} = \frac{y_{lq}^{i} + y_{rq}^{i}}{2} .$$
 (14)

3 结构学习与前后件参数学习

自组织递归区间二型模糊神经网络通过结构 与前后件参数同时学习来在线进化出所有二型模 糊规则,针对结构学习算法和参数学习算法进行 以下分析:

3.1 结构学习

结构学习算法目的就是为了实现能够通过在 线学习产生规则,从而修正网络结构。文献[12] 中采用规则激活强度作为一型规则产生标准,将 其方法扩展,作为自组织递归区间二型模糊神经 网络的二型模糊规则产生标准。将空间激活强度 (方程式(4))作为决定模糊规则产生与否的标准, 由于空间激活强度是区间有界的,所以它的中心 值为:

$$f_{\rm c}^{i} = \frac{1}{2} (\underline{f}^{i} + \overline{f}^{i}) . \qquad (15)$$

空间激活强度中心值 f。作为规则产生标准。 新数据 x 输入到网络当中,变化产生一个新的规则,每个新的二型模糊集的不确定均值表示如下:

 $[m_{j1}^{i}, m_{j2}^{i}] = [x_{j} - 0.1, x_{j} + 0.1], j = 1, \cdots, n_{u} + n_{o}.$ (16)

每个新的二型模糊集的中心值预先设定(本 文中设置 $\sigma_j = 0.3$),它将决定模糊集宽度,新数据 x(t)以后的每块输入表示:

$$I = \arg \max_{1 \le i \le M(i)} f_c^i(\boldsymbol{x}) , \qquad (17)$$

其中,M(t)表示 t 时刻已有的规则数,如果 $f_c^i \leq f_h$,则产生新的规则, $f_h \in (0,1)$ 是预先设定的初 值。新的规则产生之后,相应的新二型模糊集的 不确定均值和宽度计算如下:

$$[m_{j_2}^{M(t)+1}, m_{j_2}^{M(t)+1}] = [x_j(t) - 0.1, x_j(t) + 0.1],$$
(18)

$$\sigma_{j}^{M(t)+1} = \beta \Big(\sum_{j=1}^{n_{u}+n_{o}} \Big(x_{j} - \Big(\frac{m_{j1}^{i} + m_{j2}^{i}}{2} \Big) \Big)^{2} \Big)^{0.5},$$
(19)

在结构学习算法中,首先预设不确定范围,所 有的隶属函数共享一个范围,通过下面的隶属函 数参数学习算法,自动的调整隶属函数的不确定 均值范围,使其各不相同。

3.2 参数学习算法

参数学习与结构学习同时进行,对于每一个 新输入数据,不论是否产生新的规则,自组织递归 区间二型模糊神经网络中的所有参数都需要调 整。为清晰阐述,这里只考虑第 q 个网络输出。 参数学习的目的就是为了减小误差:

$$E = \frac{1}{2} [y_q'(t+1) - y_d(t+1)]^2, \quad (20)$$

其中, $y_q'(t+1), y_d(t+1)$ 分别代表自组织递归区 间二型模糊神经网络输出及希望输出值。

3.2.1 前件参数调整算法

前件参数学习使用梯度下降算法,对前件参数进行学习修正:

$$\lambda_q^i(t+1) = \lambda_q^i(t) - \eta \, \frac{\partial E}{\partial \lambda_q^i(t)} \,, \qquad (21)$$

其中, η 是学习变量,本文中取值 $\eta=0.03$,则:

$$\frac{\partial E}{\partial \lambda_{q}^{i}} = \frac{\partial E}{\partial y_{q}^{\prime}} \left(\frac{\partial y_{q}^{\prime}}{\partial y_{lq}} \frac{\partial y_{lq}^{\prime}}{\partial \lambda_{q}^{i}} + \frac{\partial y_{q}^{\prime}}{\partial y_{mq}^{\prime}} \frac{\partial y_{m}^{\prime}}{\partial \lambda_{q}^{i}} \right) , \quad (22)$$

 w_i^i 表示输入变量 x_j 在第 *i* 个区间二型模糊 集 \widetilde{A}_i^i 的参数,更新参数 w_i^i 的公式如下所示:

$$w_j^i(t+1) = w_j^i - \eta \frac{\partial E}{\partial w_j^i(t)} , \qquad (23)$$

方程式(2)和(3)中的参数 $m_{j_1}^i, m_{j_2}^i, \sigma_j^i$ 可用方程 式(22)和(23)计算方法来更新。

3.2.2 后件参数调整算法

在参数学习过程中,改变了后件值 y_{lq}, y_n,相 应的规则序列也随着改变。所以,在更新参数之 前,有必要确定前件/后件参数的确切位置,在每 一步学习时间内,模糊规则顺序变动,很难断定前 件/后件参数的确切位置。针对这个问题,本文提 出有序规则卡尔曼滤波算法,该算法确保在参数 学习过程中保证原有规则顺序。将后件值映射为 按照方程式(11)规则顺序所形成的升序排列,根 据这个映射,方程式(12)和(13)可以表示为 \tilde{y}_{iq} , \tilde{y}_{iq} ,这样保证当参数学习过程中后件值改变了但 还是按照原来的顺序排列。基于原有的有序规则 表达式,有序规则卡尔曼滤波算法描述如下,方程 式(12)和(13)重写为:

$$\begin{cases} y_{lq}' = \boldsymbol{\Phi}_{lq}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{y}_{lq} \\ \Phi_{lq}^{\mathsf{T}} = \frac{\boldsymbol{\overline{\psi}}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{1}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{1} \boldsymbol{Q}_{l} + \boldsymbol{\psi}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{2}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{2} \boldsymbol{Q}_{l}}{\boldsymbol{p}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l} \boldsymbol{\overline{\psi}} + \boldsymbol{g}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l} \boldsymbol{\underline{\psi}}} \in \mathbf{R}^{M \times 1} \end{cases}, (24) \\ \begin{cases} \tilde{\boldsymbol{\psi}}_{lq}' = \boldsymbol{\Phi}_{lq}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\widetilde{y}}_{lq} \\ \Phi_{lq}^{\mathsf{T}} = \frac{\boldsymbol{\overline{\psi}}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{3}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{3} \boldsymbol{Q}_{l} + \boldsymbol{\psi}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{4}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{4} \boldsymbol{Q}_{l} \\ p_{lq}^{\mathsf{T}} = \frac{\boldsymbol{\overline{\psi}}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{3}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{3} \boldsymbol{Q}_{l} + \boldsymbol{\psi}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{Q}_{l}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{4}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{E}_{4} \boldsymbol{Q}_{l} \\ \end{cases}$$
(25)

其中, p_t 为L 维单位列向量; g_t 为M-L维单位 列向量; p_r 为R 维单位列向量; g_r 为M-R 维单 位列向量。 E_1 为L 维误差列向量; E_2 为M-L维误差列向量; E_3 为R 维误差列向量; E_4 为M-R维误差列向量。因此,方程式(24)中的输出量 y_g' 重写为:

$$y_{q}' = \frac{1}{2} (y_{lq}' + y_{m}') = \frac{1}{2} (\boldsymbol{\Phi}_{lq}^{\mathsf{T}} \tilde{\boldsymbol{y}}_{lq} + \boldsymbol{\Phi}_{m}^{\mathsf{T}} \tilde{\boldsymbol{y}}_{m}) = \left[\overline{\boldsymbol{\Phi}}_{lq}^{\mathsf{T}} \overline{\boldsymbol{\Phi}}_{m}^{\mathsf{T}} \right] \begin{bmatrix} \tilde{\boldsymbol{y}}_{lq} \\ \tilde{\boldsymbol{y}}_{q} \end{bmatrix}, \qquad (26)$$

4 仿 真

采用自组织递归区间二型模糊神经网络对单 输入单输出时变动态系统进行辨识,带有时间延 迟的动态系统数学模型描述如下:

$$y_{p1}(t+1) = 0.72y_{p1}(t) + 0.025y_{p1}(t-1)$$
$$u_{1}(t-1) + 0.01u_{1}^{2}(t-2) +$$
$$0.2u_{1}(t-3), \qquad (27)$$

设定动态系统的系统输入量为:

 $u_{1}(t) = \begin{cases} \sin(\frac{\pi t}{50}), & t < 400 \\ 1.0, & 400 \leqslant t \leqslant 550 \\ -1.0, & 550 \leqslant t \leqslant 700 \end{cases}$ (28)

假定系统未知,为了辨识其动态系统的动力 学模型,采用图 2 所示的辨识结构。对于上面的 单输入单输出系统 $(n_u = 1, n_s = 1)$,当前变量 $u_1(t), y_{p1}(t)$ 作为自组织递归区间二型模糊神经 网络输入层的输入量,系统的输出量依赖与前三 个时刻输入量及前一时刻输出量,因此自组织递 归区间二型模糊神经网络中单元延迟算子数目 $N_1=3, O_1=1, 在训练过程中,取系统输出 y_{p1}(t+1)$ 作为希望输出值 $y_d(t+1)$,总的在线训练时 间为 9 000 s,网络结构学习初始值 f_a 决定了产 生模糊集的数目,当 $f_b = 0.05$ 时,将会产生两个 模糊规则。

图 3 显示对于控制量为方程式(28)时,动态 系统的输出量与使用自组织递归区间二型模糊神 经网络辨识模型的输出量,图 4 显示了自组织递 归区间二型模糊神经网络辨识模型的输出值与系 统输出值之间的误差,表 1 显示了网络结构学习 产生的规则数,训练参数个数,均方根误差的训练 及测试结果。



图 2 动态系统辨识模型结构图





图 3 系统输出与基于 T2FNNSORI 模型辨识的输出比较

Fig. 3 Actual outputs of system and T2FNN SORI identification model





Fig. 4 Errors of outputs between the T2FNNSORI identification model and actual system

表 1 4 种神经网络模型与 SISO 系统辨识性能的比较

Tal	b. 1	Perf	ormance	of	models	for	SISO	system	id	lenti	ficat	tio	n
-----	------	------	---------	----	--------	-----	------	--------	----	-------	-------	-----	---

	规则数量	参数量	训练误差	测试误差
FT1FNN	7	46	0.013	0.039
FT2FNN	4	45	0.024	0.043
RT1FNN	5	60	0.005 4	0.005 8
T2FNNSORI	1 2	40	0.003 3	0.006

将自进化递归区间二型模糊神经网络 (T2FNNSORI)与 TSK 前馈一型/二型模糊神经 网络(FT1FNN/FT2FNN)、递归一型模糊神经网 络(RT1FNN)对上面的单输入单输出系统的辨 识性能进行比较:其中,前馈一型模糊神经网络是 一个自组织神经模糊推理网络,网络结构和参数 都通过在线学习;前馈二型模糊神经网络是一个 区间二型模糊神经网络,网络参数学习采用梯度 下降法,网络结构是预先设定的固定网络结构;将 以上两个模糊神经网络在相同网络结构条件下进 行比较得到:前馈二型模糊神经网络的总参数量 与前馈一型模糊神经网络的数量接近相同,前者 由于使用外参数及规则后件,所以前者的规则参 数比后者多,导致后者的规则数比前者的规则多; 递归一型模糊神经网络的规则数、网络训练总参 数、均方根误差的训练及测试都列在表1中。最 终结果表明:自组织递归区间二型模糊神经网络 相对于其它前馈和递归网络来说,能减小训练和

测试误差。

当系统输出中存在噪声时,将自组织递归区 间二型模糊神经网络与 TSK 前馈一型/二型模糊 神经网络、递归一型模糊神经网络的系统辨识性 能再次加以对比,表 2 显示了各种模糊神经网络 在不同噪声条件下的测试误差,这里的噪声是人

表 2 系统存在白噪声条件下,4 种神经网络 模型与 SISO 系统辨识性能的比较

Tab. 2Performance of four models for SISOsystem identification with different noise levels

	FT1FNN	FT2FNN	RT1FNN	T2FNNSORI
$\overline{\text{STD}=0.1}$	0.042	0.043	0.039	0.035
	\pm 0.003	± 0.003	\pm 0.002	± 0.001
STD = 0.5	0.291	0.257	0.223	0.197
	\pm 0.008	\pm 0.007	± 0.005	± 0.005
STD = 0.7	0.457	0.402	0.367	0.348
	\pm 0.009	\pm 0.008	\pm 0.007	± 0.007

为加入的 3 个水平高斯白噪声,*STD*=0.1,0.5, 0.7,从表 2 中可见:自组织递归区间二型模糊神 经网络较其它模糊神经网络的测试误差都小。

5 结 论

本文提出了自组织递归区间二型模糊神经网 络,该神经网络不用预先设定网络结构,可以通过 网络结构算法在线学习来进化神经网络结构;其 前件参数采用梯度下降算法来学习,后件参数采 用有序规则卡尔曼滤波算法在线学习,从而提高 了学习精度。仿真结果表明:不论系统中是否存 在噪声,自组织递归区间二型模糊神经网络相对 于前馈一型/二型模糊神经网络、递归一型模糊神 经网络具有更好的辨识能力。本文的下一步的工 作任务是分析自组织递归区间二型模糊神经网络 的收敛性能,同时考虑将其应用到具有噪声及不 确定性因素的微型飞行器系统的参数辨识中。

参考文献:

- [1] MASTORCOSTAS P A, THEOCHARIS J B. A recurrent fuzzy-neural model for dynamic system identification[J]. IEEE Trans. Syst., Man and Cyber. Part B: Cybernetics., 2002, 32(2):176-190.
- [2] JUANG C F. A TSK-type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing by neural network and genetic algorithm [J]. *IEEE Trans. Fuzzy* Systems, 2002,10(2):155-170.
- [3] 郑晓虎,朱荻. 模糊神经网络在 UV-LIGA 工艺优化 中的应用[J]. 光学 精密工程,2006,14(1):139-144.
 ZHENG X H,ZHU D. Application of fuzzy neural network to optimizing UV-LIGA process[J]. Opt. Precision Eng., 2006,14(1):139-144. (in Chinese)
- [4] 张玲瑄,贾振元. 微细电火花加工放电状态逐级映 射检测[J]. 光学 精密工程,2010,18(3):663-669.
 ZHANG L X, JIA ZH Y. Successive mapping detection of micro EDM discharge state [J]. Opt. Precision Eng., 2010, 18(3):663-669. (in Chinese)
- [5] 李勇,王珂,张立保,等.多断层融合的肺 CT 肿瘤靶
 区超分辨率重建[J].光学 精密工程,2010,18(5):
 1213-1218.

LI Y, WANG K, ZHANG L B, *et al.*. Super-resolution reconstruction of pulmonary nodules based on CT multi-section fusion[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010,18(5):1213-1218. (in Chinese) [6] 张友旺.基于动态递归模糊神经网络的自适应电液 位置跟踪系统[J].控制理论与应用,2005,22(4): 551-555.

ZHANG Y W. Adaptive electro_bydraulic position tracking system based on dynamic recurrent fuzzy neural network[J]. *Control Theory and Applications*,2005,22(4):551-555. (in Chinese)

- [7] KARNIK N N, MENDEL J M, LIANG Q. Type-2 fuzzy logic systems[J]. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1999,7(6):643-658.
- [8] MENDEL J M. Type-2 fuzzy sets made simple[J]. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 2002, 10(2): 117-127.
- [9] JOHN R, COUPLAND S. Type-2 fuzzy logic: A historical view [J]. IEEE Comput. Intell. Mag., 2007,2(1):57-62.
- [10] ZENG J, LIU Z Q. Type-2 fuzzy hidden Markov models and their application to speech recognition
 [J]. IEEE Trans. Fuzzy Syst., 2006, 14 (3): 454-467.
- [11] JUANG C F, CHIU S H, CHANG S W. A Selforganizing TS-type fuzzy network with support vector learning and its application to classification problems[J]. *IEEE Trans*, *Fuzzy Syst*, 2007,15 (5):998-1008.
- [12] JUANG CH F. A self-Evolving Internal Type-2 Fuzzy Neural Network With Online Structure and Parameter learning[J]. IEEE Trans, Fuzzy Syst, 2008,16(6):1411-1424.

作者简介:



李 迪(1983-),男,吉林白山人,博士 研究生,2004 年、2006 年于东北电力大 学分别获得学士、硕士学位,主要从事 嵌入式系统、微型飞行器的图像传输与 自动控制方面的研究。E-mail: lidi19821111@163.com



陈向坚(1983一),女,吉林人,博士研究 生,2004 年、2006 年于东北电力大学分 别获得学士、硕士学位,主要从事微型 飞行器自动控制、智能控制方面的研 究。E-mail: cxj831209@163.com



杨 帆(1984-),男,吉林长春人,工学 硕士,研究实习员,主要从事结构有限 元分析与光机结构设计方面的研究。 E-mail: yangfan-84@163.com

通讯作者:



续志军(1953一),男,吉林长春人,研究 员,博士生导师,主要从事电子技术、自 动控制方面的研究。Email:xuzj538@ ciomp.ac.cn



牛文达(1983一),男,吉林长春人,工学 硕士,研究实习员,主要从事光机结构 的设计与研究。E-mail: thornnightingale@163. com

●下期预告

大孔径长条反射镜支撑结构设计

辛宏伟¹,关英俊²,李景林¹,杨利伟¹,董得义¹,张学军¹ (1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033; 2.长春工业大学 机电工程学院,吉林 长春 130012)

为了使大孔径长条形空间反射镜支撑结构同时满足高刚度、高强度和良好的热尺寸稳定性要求,建 立了反射镜支撑系统的模态解析数学模型,并对该模型所描述的反射镜沿各轴向的平动和转动模态特 性进行了研究。利用模态解析解所得 3 个支撑点确保质量分布相对均匀时,系统的动一静态刚度达到 最大的结论,结合有限元分析技术确定了反射镜的支撑位置。此外,在支撑结构中设置了柔性环节,改 善反射镜在各工况下所受的应力环境以确保其光学性能。通过优化柔性铰链的最薄处厚度和圆弧半径 两个参数来调节反射镜的面形精度,使面形精度满足设计指标要求。分析及试验结果表明:柔性铰链最 薄处厚 4 mm,圆弧半径为 2 mm 时,反射镜在检测方向重力和 4 ℃均匀温升工况下的面形精度 RMS 值 均优于 12.3 nm。组件实际一阶固有频率为 146 Hz,与有限元分析误差小于 5%,柔性支撑结构动态应 力响应远小于材料的屈服极限,完全满足反射镜结构系统的设计指标要求。