

文章编号: 1000-6893(2000)06-0520-04

非线性系统的建模技术及其在智能化 数控加工中的应用

李水进, 周云飞, 唐小琦, 金仁成, 周 济

(华中理工大学 国家数控系统工程技术研究中心, 湖北 武汉 430074)

MODELING FOR NONLINEAR SYSTEM AND ITS APPLICATION IN INTELLIGENT NC MACHINING

LI Shui-jin, ZHOU Yun-fei, TANG Xiao-qi, JIN Ren-cheng, ZHOU Ji

(National Engineering Research Center of NC System Technology,

Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

摘 要: 基于人工神经网络与模糊控制理论, 对非线性系统提出了一种自组织模糊神经网络模型, 并推导出一类新型学习算法。针对智能化数控加工中测力平台并不实用的问题, 应用该模型和交流伺服电机电流进行切削力的间接测量。加工现场表明本文所建模型是有效的。

关键词: 模糊逻辑; 神经网络; 学习算法; 切削力; 伺服电机电流

中图分类号: TP271.81 **文献标识码:** A

Abstract: Based on a neural network and the fuzzy control theory, this paper presents a self-organizing fuzzy-neural network for nonlinear systems, and develops a new learning algorithm. In order to solve the problem that dynamometer can't be directly used for intelligent NC machining, the feed motor current is employed for indirect cutting force measurements with this model. Experiments are presented to illustrate the effectiveness of the proposed model.

Key words: fuzzy logic; neural network; learning algorithm; cutting force; feed motor current

目前, 在基于模糊神经网络进行非线性系统建模方面, 仍存在以下缺陷: (1) 忽视了比例因子对模糊推理系统的动态影响, 所建模型的精确性远远不够^[1]; (2) 许多改进的 BP 算法虽提高学习速度, 但对于局部极值问题, 特别是对于局部极值点附近的强干扰问题, 并没有给出严格的数学解决手段^[2]。本文在文献[3]的基础上, 提出了一种自组织模糊神经网络模型, 并以严格的数学手段推导出一类新型学习算法, 以克服目前应用模糊神经网络作为非线性系统模型所存在的不足。

1 自组织模糊神经网络结构

一般的 MIMO 非线性系统可由模糊控制表或含 S 个规则的模糊推理系统表达:

第 1 个规则: IF x_1 is A_1^1, \dots, x_n is A_n^1 THEN
 y_1 is B_1^1, \dots, y_m is B_m^1 (1)

如果使用最小算子和加权平均的清晰化方法, 上式所给出的模糊推理系统可转换为从 $x \in$

R^n 到 $y \in R^m$ 非线性映射关系

$$y_j = \frac{\sum_{i=1}^s P_i \min_n \{L_{A_i^j}(x_i)\}}{\sum_{i=1}^s \min_n \{L_{A_i^j}(x_i)\}}, j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中: P 表示规则匹配度; L 代表隶属度函数。

如图 1 所示, 本文提出了一类 7 层前馈自组织模糊神经网络以实现式(1)所示的模糊推理系统, 该模型相比于文献[3]提出的模型在规则匹配层进行了简化, 并在网络的输出端增加了以比例因子为权值的输出层, 使得模型的输出值可直接作为工业现场的控制量。网络模型每层的输入输出函数关系分述如下:

输入层

$$I_{ik}^a = x_{ik}, O_{ik}^a = I_{ik}^a, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中: k 表示数据样本序列号。

模糊化层

$$O_{ik}^b = w_i^a O_{ik}^a = w_i^a x_{ik}, O_{ik}^b = I_{ik}^b \quad (4)$$

$i = 1, 2, \dots, n$

成员函数层

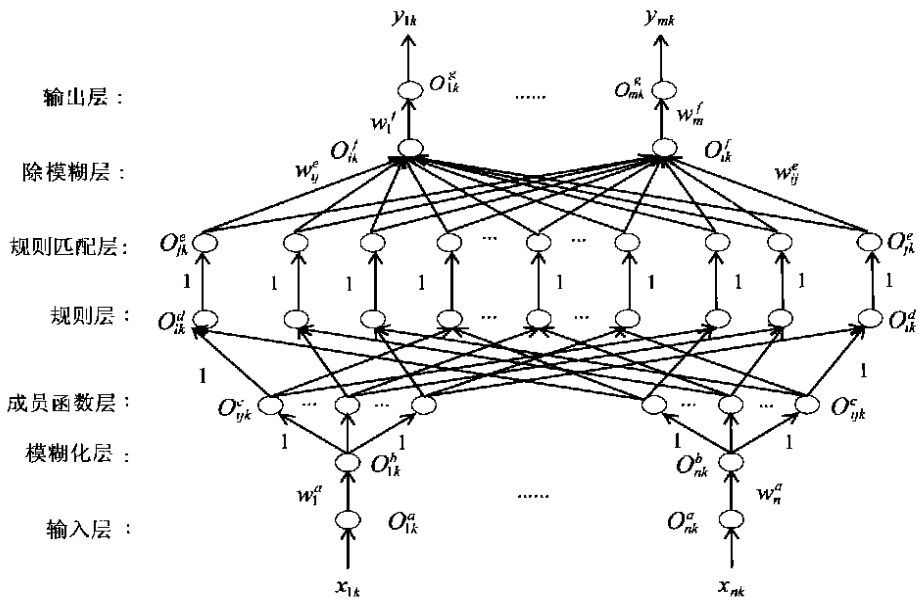


图 1 自组织模糊神经网络的结构

$$\left. \begin{cases} I_{jk}^a = - (O_{jk}^b - C_{ij})^2 / R_j^2 \\ O_{ijk}^c = e^{I_{ijk}^c} \\ i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m_i \end{cases} \right\} \quad (5)$$

其中: m_i 为第 i 个输入变量的模糊子集数; C_{ij}, R_j 分别为高斯型成员函数的中心与半径。

规则层^[3]

$$\left\{ \begin{aligned} I_{ik}^d &= \min \{O_{1jk}^c, O_{2jk}^c, \dots, O_{m_{jk}}^c\} \\ O_{ik}^d &= I_{ik}^d; \quad i = 1, 2, \dots, s; \text{其中 } s = \prod_{i=1}^n m_i \end{aligned} \right. \quad (6)$$

规则匹配层

$$\left\{ \begin{aligned} I_{jk}^e &= O_{jk}^d \setminus \sum_{i=1}^s O_{ik}^d \\ O_{jk}^e &= I_{jk}^e, \quad j = 1, 2, \dots, s \end{aligned} \right. \quad (7)$$

除模糊层

$$\left\{ \begin{aligned} I_{ik}^f &= \sum_{j=1}^s w_{ij}^e O_{jk}^e \\ O_{ik}^f &= I_{ik}^f, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \right. \quad (8)$$

输出层

$$I_{ik}^g = w_i^f O_{ik}^f, \quad O_{ik}^g = I_{ik}^g, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

2 学习算法

相对于式(1)所给的模糊规则的前件与后件, 分别给出 2 种学习算法训练图 1 所示的自组织模糊神经网络, 即: 远离极值点, 利用梯度下降法调整前件中的高斯型成员函数的中心及半径, 在极值点附近, 利用近似牛顿法调整后件中的学习权值。梯度下降法也用来调整量化因子与比例因子。

2.1 梯度下降法

首先, 定义目标函数如下

$$\left. \begin{cases} J_k = \frac{1}{2} E_k^2, \quad k = 1, 2, \dots, r \\ E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (y_{ik} - O_{ik}^g)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \epsilon_{ik}^2 \end{cases} \right\} \quad (10)$$

以下将给出各层的误差反传信号

$$D_k^g = - \frac{\partial J_k}{\partial I_{ik}^g} = E_k \epsilon_{ik}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (11)$$

$$D_k^f = - \frac{\partial J_k}{\partial I_{ik}^f} = D_k^g w_i^f, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

$$D_k^e = - \frac{\partial J_k}{\partial I_{jk}^e} = \sum_{i=1}^m D_k^f w_{ij}^e, \quad j = 1, 2, \dots, s \quad (13)$$

$$D_k^d = - \frac{\partial J_k}{\partial I_{jk}^d} = D_k^e \sum_{i=1}^s O_{ik}^d \setminus \left(\sum_{i=1}^s O_{ik}^d \right)^2 \quad (14)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, s$ 。

$$D_{jk}^c = - \frac{\partial J_k}{\partial I_{ijk}^c} = - \sum_{i=1}^s D_k^e \frac{(O_{ik}^b - C_{ij})^2}{R_j} T_{ij} \quad (15)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m_i$, 而且

$$\left. \begin{aligned} T_{ij} &= \frac{\partial I_{jk}^e}{\partial O_{ijk}^c} = 1; \quad O_{ijk}^c = \min \{O_{1jk}^c, \dots, O_{m_{jk}}^c\} \\ T_{ij} &= 0; \quad O_{ijk}^c \neq \min \{O_{1jk}^c, \dots, O_{m_{jk}}^c\} \end{aligned} \right\}$$

由以上各式不难给出目标函数 J_k 对 w_i^a, w_i^f, R_j 与 C_j 这 4 个参变量的偏导

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial J_k}{\partial w_{ik}^a} &= \frac{\partial J_k}{\partial I_{ik}^a} \frac{\partial I_{ik}^a}{\partial w_{ik}^a} = - D_k^a x_{ik} \\ \frac{\partial J_k}{\partial w_{ik}^f} &= \frac{\partial J_k}{\partial I_{ik}^f} \frac{\partial I_{ik}^f}{\partial w_{ik}^f} = - D_k^f O_{ik}^f \\ \frac{\partial J_k}{\partial R_j} &= \frac{\partial J_k}{\partial I_{ijk}^c} \frac{\partial I_{ijk}^c}{\partial R_j} = - D_{jk}^c \frac{2(O_{ik}^b - C_{ij})^2}{R_j^3} \\ \frac{\partial J_k}{\partial C_{ij}} &= \frac{\partial J_k}{\partial I_{ijk}^c} \frac{\partial I_{ijk}^c}{\partial C_{ij}} = - D_{jk}^c \frac{2(O_{ik}^b - C_{ij})}{R_j^2} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

由上式可最终给出 w_i^a, w_i^f, R_i 与 C_{ij} 这 4 个变量的学习迭代公式

$$\left. \begin{aligned} w_{i,k+1}^a &= w_{i,k}^a - G \frac{\partial J_k}{\partial w_i^a}; w_{i,k+1}^f = w_{i,k}^f - G \frac{\partial J_k}{\partial w_i^f} \\ C_{ij,k+1} &= C_{ij,k} - G \frac{\partial J_k}{\partial C_{ij}}; R_{j,k+1} = R_{j,k} - G \frac{\partial J_k}{\partial R_j} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中: G, G, G, G 为学习率。

2.2 近似牛顿法

梯度下降法在远离局部极值点时的学习性能比较好,但是在极值点附近常常发生学习振荡,而且对于强干扰显得无能为力。为了能解决梯度下降法的这种不足,此处极值点附近给出一种近似牛顿法,并作为除模糊层权值的学习迭代算法,使得自组织模糊神经网络具有较强的鲁棒性。此算法是在文献[4]的基础上进行改进的,并首次应用于自组织模糊神经网络,从最终推导的学习迭代公式来看,输出层的比例因子作为近似牛顿法学习叠加的一项加权值也参与了优化,使得近似牛顿法能在梯度下降法迭代优化后的基础上再进一步优化,以排除强干扰并跳出局部极值点。

为了推理的方便,首先对式(10)所示的目标函数作些许改动

$$\left. \begin{aligned} E &= \sum_{i=1}^m E_{i,r} \\ E_{i,r} &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r [y_{ik} - O_{ik}^e]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r e_{ik}^2 \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

在极值点附近应用牛顿法,可得

$$\left\{ \begin{aligned} w_{i,r}^e &= w_{i,r-1}^e - \mathbf{A} \mathbf{H}_{i,r}^{-1} \hat{U} w_{i,r-1}^e = w_{i,r-1}^e - \frac{\partial E_{i,r}}{\partial w_i^e} \Big|_{w_i^e = w_{i,r-1}^e} \\ \| w_{i,r-1}^e - w_{\varphi}^e \| &\leq E_{\nu} \end{aligned} \right. \quad (19)$$

其中:学习率 $A=1$ 可保证牛顿法原有的二阶收敛性^[5]; w_{φ}^e 为极值点附近的权值; E_{ν} 为一很小正数。

由式(18)可知^[4]

$$\frac{\partial E_{i,r}}{\partial w_i^e} = \sum_{k=1}^r e_{ik} \left[\frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{i1}^e}, \dots, \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{is}^e} \right]^T = \sum_{k=1}^r e_{ik} \mathbf{B}_{i,k} \quad (20)$$

由式(19)的第2式可得 $\frac{\partial E_{i,r-1}}{\partial w_i^e} \Big|_{w_i^e = w_{i,r-1}^e} \approx 0$ 。

因此 $\frac{\partial E_{i,r}}{\partial w_i^e} \Big|_{w_i^e = w_{i,r-1}^e} \approx \alpha_{i,r} \mathbf{B}_{i,r}$ (21)

根据 Hesse 矩阵的定义以及式(18)可得^[4]

$$\frac{\partial^2 E_{i,r}}{\partial w_{ip}^e \partial w_{iq}^e}$$

$$\sum_{k=1}^r \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{ip}^e} \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{iq}^e} + \sum_{k=1}^r e_{ik} \frac{\partial^2 e_{ik}}{\partial w_{ip}^e \partial w_{iq}^e} \quad (22)$$

由式(7)~式(9)可知

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{ip}^e} &= - \frac{\partial O_{ik}^e}{\partial w_{ip}^e} = - w_i^f O_{pk}^e \\ \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{iq}^e} &= - w_i^f O_{qk}^e \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

所以

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{ip}^e} \frac{\partial e_{ik}}{\partial w_{iq}^e} &= (w_i^f)^2 O_{pk}^e O_{qk}^e \\ \frac{\partial^2 e_{ik}}{\partial w_{ip}^e \partial w_{iq}^e} &= - \frac{\partial [w_i^f O_{pk}^e]}{\partial w_{iq}^e} = 0 \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

综合以上3式可得

$$\left. \begin{aligned} (\mathbf{H}_{i,r})_{pq} &= \sum_{k=1}^r (w_i^f)^2 O_{pk}^e O_{qk}^e \\ \mathbf{H}_{i,r} &= \mathbf{H}_{i,r-1} + (w_i^f)^2 \mathbf{O}_i^e \mathbf{O}_i^{eT} \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

其中: \mathbf{O}_k^e 为矢量形式。

把式(21)、式(25)代入式(19),可得

$$\left. \begin{aligned} w_{i,k}^e &= w_{i,k-1}^e - (w_i^f)^{-2} e_{ik} \mathbf{P}_{i,k} \mathbf{O}_k^e \\ \mathbf{P}_{i,k} &= \mathbf{P}_{i,k-1} - [\mathbf{I} + \mathbf{O}_k^{eT} \mathbf{P}_{i,k-1} \mathbf{O}_k^e]^{-1} \hat{\mathbf{O}} \\ &\quad \mathbf{P}_{i,k-1} \mathbf{O}_k^e \mathbf{O}_k^{eT} \mathbf{P}_{i,k-1} \\ e_{ik} &= y_{ik} - O_{ik}^e \\ \mathbf{P}_{i,0} &= \mathbf{B} \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

其中: $k=1, 2, \dots, r$; \mathbf{B} 为一常值。

2.3 混合学习算法

首先,给出两种学习算法切换的边界条件

$$J_k \geq E_{bp} \quad (27)$$

其中: E_{bp} 代表目标函数的误差上限。

步骤1 初始化: 1 对具体建模对象建立模糊控制表,并取其中的决策变量值赋值给 w_i^e ; 2 赋初值给变量 $w_i^a, w_i^f, C_{ij}, R_j, G, G, G, G, B, E_{bp}$ 。

步骤2 重复以下过程, $k=1, 2, \dots, r$: 1 前向计算自组织模糊神经网络各层的输出值; 2 反向计算自组织模糊神经网络各层的误差反传信号值; 3 计算式(17),对4个参变量进行一次调整; 4 检查式(27)是否满足,如果满足则跳到步骤3,否则重复步骤2。

步骤3 重复以下过程, $i=1, 2, \dots, m$ 。

步骤4 对于每一个 i 值,重复以下过程, $k=1, 2, \dots, r$: 1 计算 \mathbf{O}_k^e, e_{ik} ; 2 计算式(26),对参变量 w_i^e 更新一次; 3 检查 $e_{ik} \leq E$ 是否满足,如果满足返回步骤3,否则重复步骤4。

3 应用

目前对智能化数控加工的研究大多还局限于直接测量切削力的水平上,但存在着不少的问题:加工工件的底面积严格受限于测力平台有效面积、测力仪对切削深度变化不敏感以及价格昂贵等。这些缺陷使得该技术难以走向实用化。

改变一下研究的角度,现代数控机床所使用的交流伺服电机电流与切削负载存在着一定的非线性关系,如果可利用以上所提出的自组织模糊神经网络,来建立这两者之间的强鲁棒性非线性关系模型以进行间接测量,则测力仪所存在的问

题都可迎刃而解。

建模的试验装置如图 2 所示,本实验采用 MIMO 自组织模糊神经网络($3 \times 3 \times 15 \times 125 \times 125 \times 3 \times 3$),网络的总节点数为: $3+ 3+ 15+ 125 + 125+ 3+ 3= 277$;总连接权数为: $3+ 15+ 125 \times 3+ 125 \times 3+ 3= 771$,其中:成员函数层每一个模糊集合分 5 个模糊子集(NS, NB, ZE, PS, PB),规则层含 $C^3 C^3 C^3= 125$ 个节点。所测电流信号与切削力信号的参数范围分别为 $[- 10A, 10A]$ 、 $[- 3000N, 3000N]$,并经尺度变化并最终归一化到 $[- 1, 1]$ 。网络模型的数据样本数取 $1024 \times 5= 5120$,最终的神经网络逼近模型如图 3 所示。

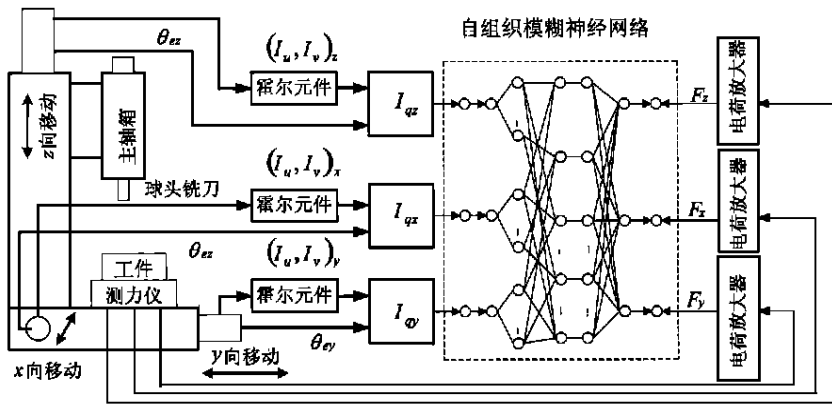


图 2 自组织模糊神经网络建模实验装置

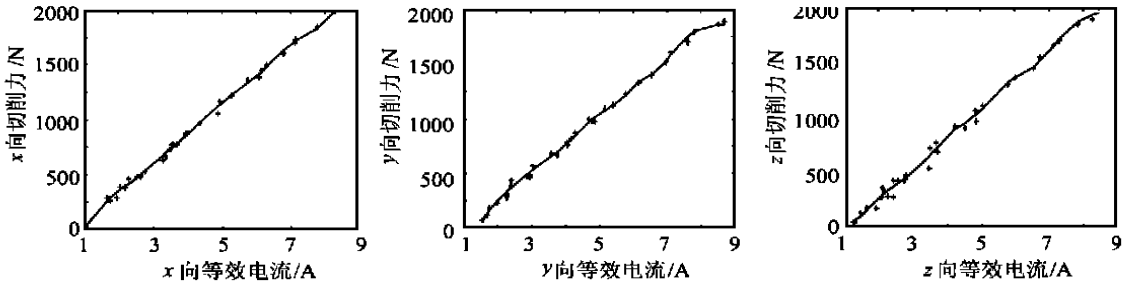


图 3 工作台在正常工作行程(三向)时的网络逼近模型(实线表示网络模型;十字画点表示实测数据)

参 考 文 献

[1] Lee K M, Kwak D H, Leekwang H. Tuning of fuzzy models by fuzzy neural networks [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995(76): 47~61.

[2] Chen Y C, Teng C C. A model reference control structure using a fuzzy neural network [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995(75): 17~31.

[3] 孙增圻. 智能控制理论与技术[M]. 北京:清华大学出版社, 1997. 169~175.

[4] 王永冀,涂健. 神经网络控制[M]. 北京:机械工业出版社, 1998. 37~44.

[5] 韦鹤平. 最优化技术应用[M]. 上海:同济大学出版社,

作者简介:



李水进 男, 1972 年生, 华中理工大学国家数控系统工程技术研究中心博士研究生。主要研究方向为: 信号处理与智能控制, 曾参与“八五”、“九五”攻关项目, 目前在研项目为: 863 高技术攻关项目一项。发表论文 18 篇。联系电话: 027-87544384(办); E-mail: hadt@21cn.com

周云飞 男, 1956 年生, 博士生导师。主要研究方向为: 数控技术, CAD/CAM 以及智能自适应控制等, 主持完成多项“八五”、“国家自然科学基金”的研究工作, 获省部级 1 等奖 2 次, 2 等奖 1 次, 发表论文 30 余篇。联系电话: 027-87544214(办); E-mail: zvf5654@public.wh.hb.cn