

## 一种神经网络自组织模糊控制\*

姚尹武

熊金涛

(华南理工大学自动化系·广州, 510641) (华南理工大学无线电所·广州, 510641)

毛宗源

(华南理工大学自动化系·广州, 510641)

**摘要:** 本文提出一类基于神经网络的模糊控制. 首先, 它利用具有动态结构的 BP 网络进行模糊推理, 实现模糊控制的最优推理过程. 其次, 它采用另一具有动态结构的 BP 网络校正现有的控制规则, 实现规则自组织, 在控制过程中不断优化控制性能, 从而使控制的效果更加理想.

**关键词:** 模糊控制; 动态 BP 网络; 自组织

### 1 引言

由于神经网络具有很强的学习和记忆功能, 近年来, 已有不少把神经网络应用于控制并取得成功的例子<sup>[1~3]</sup>. 然而, 就基于神经网络的模糊控制而言, 目前尚存在一些问题:

1) 神经网络本身的性能不一定最佳, 有时甚至会出现局部最优问题, 造成学习的效果不理想.

2) 控制仍然依赖于经验, 而完美的经验不总是可获取的. 另外, 控制过程的不断变化也会对控制造成不良影响.

采用合理算法, 选择合适结构的神经网络是解决问题 1) 的有效途径<sup>[4~6]</sup>. 本文提出用具有动态结构的神经网络进行推理, 可自动地选择最理想的神经网络结构用于控制. 对于问题 2), 自从 Procyk 和 Mamdani 最早提出的自组织方法<sup>[7]</sup>以来, 出现了许多调整方法可以很好地解决它<sup>[8,9]</sup>. 在本文中, 将采用另一动态神经网络进行规则校正, 实现规则自组织, 达到在线优化控制性能的目的.

### 2 一种神经网络自组织模糊控制的设计

神经网络自组织模糊控制结构如图 1,  $r$  为输入,  $y$  为输出,  $E, C$  分别为误差  $e$  和误差变化率  $c$  的模糊量,  $U_0, U$  分别为校正前与校正后的模糊控制量,  $V$  为模糊校正量,  $u$  为精确控制量, 神经网络采用 BP 网. 控制中的模糊推理和自组织算法的实现是通过具有动态结构的神经网络的学习来完成的.

#### 2.1 神经网络的动态结构

$L$  层的 BP 神经网络结构如图 2. 输入层为第 0 层, 输出层用  $(L-1)$  层表示,  $N(l)$  表示第  $l$  层的维数,  $x_{0jP}$  表示输入层第  $j$  结点的第  $P$  组输入样本,  $y_{ijP}$  表示第  $i$  层第  $j$  结点与输入相应的第  $P$  组输出,  $W_{ijk}$  表示第  $(i-1)$  层第  $j$  结点与第  $i$  层第  $k$  结点的连接权值. 神经元结

\* 国家攀登计划认识科学(神经网络)重大关键项目及广东省自然科学基金资助项目.

本文于 1995 年 10 月 31 日收到. 1996 年 5 月 20 日收到修改稿.

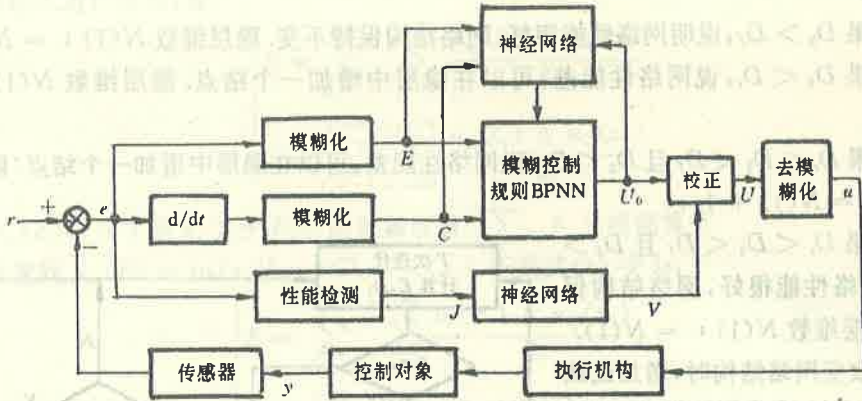


图 1 基于动态神经网络的自组织模糊控制

点函数采用 sigmoid 函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (1)$$

所谓动态结构的神经网络指的是在学习过程中,隐层层数及维数不断变化,结构呈现为动态的神经网络.实现动态神经网络的目的在于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.对于 BP 网络,有一个重要定理,即

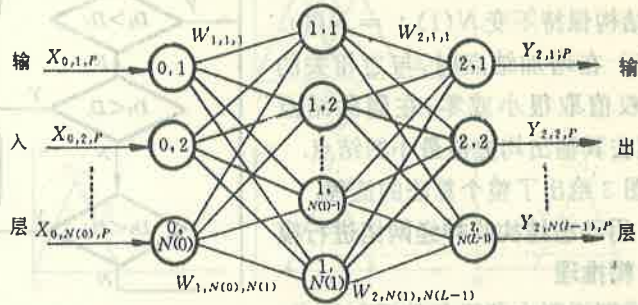


图 2 神经网络结构(L=3)

**Kolmogorol 定理**<sup>[10]</sup> 给

定任意学习率  $\xi > 0$  和任意函数  $f[0,1]^n \subset R_n \rightarrow R_m$ , 存在一个三层 BP 网络, 它可以在任意精度的平方误差内逼近  $f$ .

根据该定理, 本文讨论只有一个隐层的 BP 网络结构. 于是, 问题归结在选择隐层的维数大小上.

取网络输出的均方误差为网络的性能评判标准, 其表达式为:

$$E = \frac{\sum_{P=1}^P \sum_{k=1}^{N(2)} (y_{2,k,P} - y_{2,k,P}^d)^2}{P}, \quad (2)$$

式中,  $y_{2,k,P}, y_{2,k,P}^d$  分别为输出层第  $k$  结点的实际输出和期望输出,  $P$  为网络训练样本总数. 在 BP 网络训练过程中, 每学习一定次数  $T$  后计算  $E$  及  $E$  的衰减率. 设  $D_1, D_2$  分别为在  $T$  次学习前和学习后的衰减率.  $D_s, D_f (D_f > D_s > 0)$  为两个给定的衰减率阈值, 分别表示最慢和最快的衰减率.  $\epsilon > 0$  为给定的  $E$  的收敛阈值. 这样, 动态神经网络的算法可归纳如下:

- 1) 任意给定一个初始隐层维数大小  $N(1)$ , 当网络学习次数到  $T$  次时, 计算  $E, D_1, D_2$ .
- 2) 如果  $E < \epsilon$ , 说明网络已经收敛, 可以从隐层中删去一个结点. 隐层维数  $N(1) :=$

$N(1) - 1$ .

3) 如果  $D_2 > D_f$ , 说明网络性能很好, 网络结构保持不变. 隐层维数  $N(1) := N(1)$ .

4) 如果  $D_2 < D_s$ , 说网络性能差, 可以在隐层中增加一个结点. 隐层维数  $N(1) := N(1) + 1$ .

5) 如果  $D_s < D_2 < D_f$  且  $D_2 < D_1$ , 说网络性能差, 可以在隐层中增加一个结点. 隐层维数  $N(1) := N(1) + 1$ .

6) 如果  $D_s < D_2 < D_f$  且  $D_2 > D_1$ , 说明网络性能很好, 网络结构保持不变. 隐层维数  $N(1) := N(1)$ .

7) 在改变网络结构时, 增加或减少隐层结点均会造成网络振荡, 必须给予一定的持续时间  $T_1$  让网络稳定并计算均方误差  $E_k$  和衰减率  $D_k$ , 若  $E_k > E$ , 网络结构不变  $N(1) := N(1)$ . 对增结点的过程, 若  $D_k < D_2$ , 网络结构保持不变  $N(1) := N(1)$ .

8) 在增加结点时, 与之相关的连接权值取很小或零; 在删除结点时, 删去其输出均方值最小的结点.

图 3 给出了整个算法的流程.

### 2.2 用动态结构的神经网络进行模糊推理

模糊规则由若干条件语句组成, 概括了经验的规律. 而神经网络可以很好地把这些规律体现出来, 为用神经网络进行推理提供了可能.

**推理实现** 设模糊变量  $E, C, U$  的论域为  $\{E\}, \{C\}, \{U\} = \{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ , 语言变量为 PB, PM, PS, Z, NS, NM, NB, 模糊规则总数  $l$ . 于是可能通过神经网络“记住”这些规则: 输入为  $E, C$  的语言变量, 维数 26, 样本值为它们的隶属度, 输出  $U$ , 维数 13, 样本值为与  $E, C$  对应的  $U$  的语言变量隶属度; 训练样本总数  $l$ . 按 BP 算法进行训练, 当训练结束时, 网络已具备反映模糊规则的经验规律的能力.

如果只有一条控制规则在起作用, 结果是很明显的, 给予输入, 就能从神经网络的“记忆”中得到对应的输出. 但是事情往往没有这么简单, 实际上, 常常是多条规则在同时起作用, 即输入为:

$$E = \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_E(x_j)}{x_i}, \quad C = \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_C(x_j)}{x_i} \tag{3}$$

式中,  $\mu_E(x_j), \mu_C(x_j)$  是  $E$  和  $C$  关于语言变量  $x_j$  的隶属度值.

$\sum$  为模糊算子, 表示“取大”.

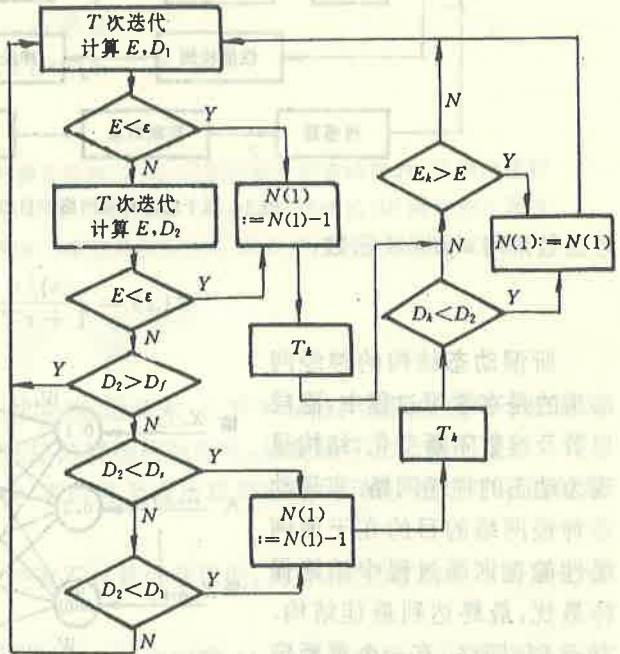


图 3 动态神经网络算法流程图



将输入进行合成,有:

$$\begin{cases} E = \sum_{E_i=-6}^{E_i=6} \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_{x_j}(E) \wedge \mu_{E_i}(x_j)}{E_i}, \\ C = \sum_{C_i=-6}^{C_i=6} \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_{x_j}(C) \wedge \mu_{C_i}(x_j)}{C_i}. \end{cases} \quad (4)$$

式中  $\mu_{x_j}(E), \mu_{x_j}(C)$  是  $x_j$  关于  $E, C$  的隶属度值.  $\sum, \wedge$  为模糊算子.

注意到  $\mu_{x_j}(E) = \mu_E(x_j) \& \mu_{x_j}(C) = \mu_C(x_j)$ , 于是式(4)变为:

$$\begin{cases} E = \sum_{E_i=-6}^{E_i=6} \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_E(x_j) \wedge \mu_{E_i}(x_j)}{E_i}, \\ C = \sum_{C_i=-6}^{C_i=6} \sum_{x_j=NB}^{x_j=PB} \frac{\mu_C(x_j) \wedge \mu_{C_i}(x_j)}{C_i}. \end{cases} \quad (5)$$

这个“输入合成”过程用图示来表达也许会更为清晰(见图 4).

合成后的  $E, C$  输入训练后的神经网络,可以得到相应的模糊控制量  $U$ . 该方法充分发挥了神经网络的学习功能,替代了模糊关系合成运算的繁琐计算过程.

### 2.3 用具有动态结构的神经网络进行规则校正

为了校正不完善的控制规则,先要对控制性能进行检验. 本文以误差的积分作为检测的性能指标,其离散形式为

$$J(k) = \sum_{i=1}^k k_i e(i), \quad (6)$$

式中  $k_i$  为积分数. 将  $J(k)$  进行模糊化处理,得到模糊变量  $J$ .

设  $J, V$  的模糊论域为  $\{J\}, \{V\} = \{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ , 语言变量分别为 PB, PM, PS, Z, NS, NM, NB. 校正通过  $J$  实现:

if  $J$  then  $V$ .

校正规则如表 1.

表 1 校正规则表

$J$	PB	PM	PS	Z	NS	NM	NB
$V$	PM	PM	PS	Z	NS	NM	NM

有了校正规则后,采用具有动态结构的神经网络,可实现  $J \rightarrow V$  的推理. 网络输入为  $J$ , 维数 13, 输出为  $V$ , 维数 13, 输出为  $V$ , 维数 13. 7 条规则对应 7 组学习样本. 校正后的模糊控制量

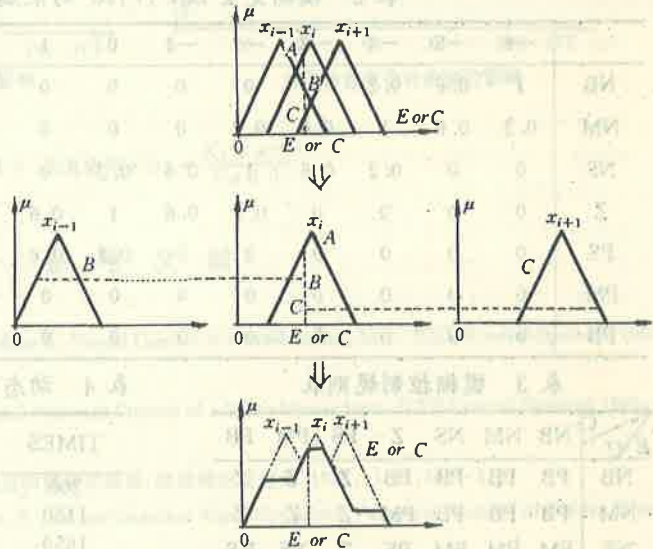


图 4 模糊输入合成

为:

$$U = U_0 + V. \tag{7}$$

式中, + 为模糊算子, 采取加权平均判决法得到精确控制量  $u$ :

$$u = \frac{\sum_k U(u_k) \times u_k}{\sum_k u_k} \times K_u. \tag{8}$$

式中,  $u_k$  为  $U(u_k)$  的隶属度,  $K_u$  为比例系数.

### 3 仿真实验

对象特性为:

$$G(s) = \frac{k_0 \times e^{-\tau s}}{T_s s + 1}, \tag{9}$$

取  $\tau = 0.2$ , 采样周期  $T = 0.1s$ .

模糊变量的隶属度定义与控制规则分别见表 2、表 3.

表 2 模糊变量  $E, C, V_1, U$  的隶属度列表

	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6
NB	1	0.6	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NM	0.2	0.6	1	0.6	0.2	0	0	0	0	0	0	0	0
NS	0	0	0.2	0.6	1	0.6	0.2	0	0	0	0	0	0
Z	0	0	0	0	0.2	0.6	1	0.6	0.2	0	0	0	0
PS	0	0	0	0	0	0	0.2	0.6	1	0.6	0.2	0	0
PM	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.6	1	0.6	0.2
PB	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.2	0.6	1

表 3 模糊控制规则表

$E \setminus C$	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	Z	Z	Z	Z
NM	PB	PB	PB	PM	Z	Z	Z
NS	PM	PM	PM	PS	Z	NS	NS
Z	PM	PM	PS	Z	NS	NM	NM
PS	PS	PS	Z	NS	NM	NM	NM
PM	Z	Z	NS	NM	NM	NB	NB
PB	Z	Z	NM	NB	NB	NB	NB

表 4 动态神经网络的训练过程 ( $J \rightarrow V$ )

TIMES	AMSE	DECREASE RATIO	HIDDEN NODES
200	0.616578	0.003982	2
1150	0.076599	0.001128	3
1650	0.046241	0.000915	4
2150	0.029917	0.000845	5
2400	0.024212	0.000841	6
2650	0.019649	0.000822	7
19900	0.000499	0.000068	8
20150	0.000491	0.000067	7
24400	0.000389	0.000055	6

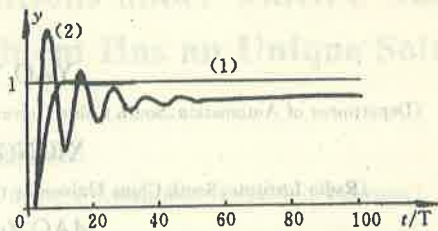
进行模糊推理与实现自组织算法的动态 BP 网络起始结构定义为 1-2-1, 学习率取 0.05,  $D_s, D_f$  分别取 0.001 & 0.01, 收敛阈值取为 0.0005, 训练次数  $T$  和  $T_k$  分别取 200 & 50. 训练的最终结构分别为 26-18-13 和 13-6-13. 表 4 给出了实现  $J \rightarrow V$  推理的关键训练过程.

仿真结果见图 5. 其中, 5(a) 为  $k_0 = 5.0, T_0 = 0.1$  时的曲线, (2) 为系统响应曲线, (1) 为基于动态神经网络的自组织模糊控制响应曲线; 图 5(b)、图 5(c) 为自组织模糊控制在对象特性发生变化时的控制曲线. 很明显, 在本实验中, 基于动态神经网络的自组织模糊控制

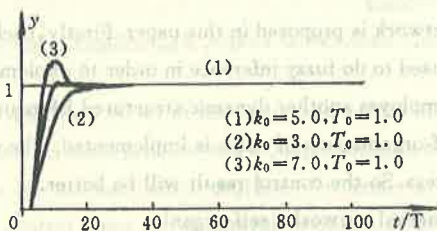
的控制效果是相当好的,其超调小、响应快、无静差、鲁棒性强。

## 4 结束语

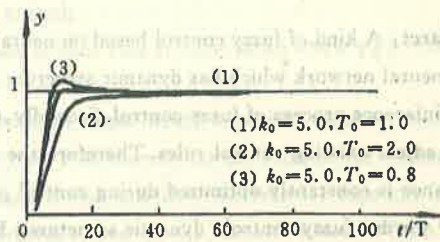
本文提出基于动态神经网络的自组织模糊控制,为神经网络与模糊控制的结合提供了一条新的有效途径。它的显著特点是,神经网络在学习过程中始终保持高性能。用这样的神经网络进行模糊推理和规则校正,可达到最优效果。仿真结果表明,它的控制效果很好。



(a)  $k_0 = 5.0, T_0 = 1.0$  的控制曲线



(b) 对象参数变化对控制的影响



(c) 对象参数变化对控制的影响

图 5 仿真曲线  $G(s) = \frac{K_0 \times e^{-\tau}}{T_0 s + 1}$

## 参 考 文 献

- [1] Sbarbaro-Hofer, D., Neumerkel, D. and Hunt K. Neural Control of a Steel Rolling Mill. IEEE Control Systems, 1993, 13(3): 69-75
- [2] Todd Newton R. and Xu Yangshen. Neural Network Control of a Space Manipulator. IEEE Control Systems 1993, 13(6): 14-22
- [3] 王隆杰, 毛宗源. 用神经网络进行模糊推理的模糊控制器. 控制理论与应用, 1994, 11(4): 508-512
- [4] Hirose, Y. Y., Yamashita, K. and Hijiya, S.. Backpropagation Algorithm which Varies the Number of Hidden Units. Neural Networks, 1991, 7(4): 61-66
- [5] Alpaydin, E.. Networks that Grow When They Learn and Shrink When They Forget. International Computer Science Institute. USA, TR 91-32
- [6] Bartlet, E. B.. Dynamic Node Architecture Learning, an Information Theoretic Approach. Neural Networks, 1994, 7(1): 129-140
- [7] Prock, T. J. and Manmdani, E. H.. A Linguistic Self-Organising Process Controller. Automatica 1979, 15-30
- [8] 毛宗源, 狄铮. 自调整比例因子 FUZZY 控制锅炉燃烧过程. 自动化学报 1991, 14(3): 611-615
- [9] Zhang, B. S. and Edmunds, J. M.. Self-Organising Fuzzy Logic Controller. IEE Proceedings-D, september, 1992, 139(5)
- [10] 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993
- [11] 姚尹武. 基于动态神经网络的自组织模糊控制的研究. 华南理工大学学位论文, 广州, 1996, 2



## A Neural Network Self-Organized Fuzzy Control

YAO Yinwu

(Department of Automation, South China University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

XIONG Jintao

(Radio Institute, South China University of Technology • Guangzhou 510641, PRC)

MAO Zongyuan

(Department of Automation, South China University of Technology • Guangzhou, 510641, PRC)

**Abstract:** A kind of fuzzy control based on neural network is proposed in this paper. Firstly, back propagation neural network which has dynamic structure is used to do fuzzy inference in order to implement the optimal inference process of fuzzy control. Secondly, it employs another dynamic structured BP neural network to adjust existing control rules. Therefore the self-organization of rules is implemented. The control performance is constantly optimized during control process. So the control result will be better.

**Key words:** fuzzy control; dynamic structured BP neural network; self-organize

### 本文作者简介

**姚尹武** 1993年获西安交通大学自动控制专业学士学位, 1996年获华南理工大学工业自动化专业硕士学位. 现在广东省珠海市国家税务局从事计算机网络工作. 研究兴趣计算机管理及控制, 智能控制, 发表了三篇论文.

**熊金涛** 1993年获西安交通大学自动控制专业学士学位, 1996年获华南理工大学电子与通讯专业硕士学位. 现在广东省电讯局工作. 研究兴趣图像识别、数字通讯、神经网络等, 发表了三篇论文.

**毛宗源** 1936年生, 1962年毕业于大连工学院船厂船舶电气自动化专业, 现为华南理工大学自动化系教授, 博士研究生导师. 一直从事工业自动化, 智能控制的教学与研究, 出版著作6本, 发表论文70多篇.