

一种基于遗传算法的模糊神经网络最优控制^{*}

周志坚 毛宗源

(华南理工大学自动控制工程系·广州 510640)

摘要:通过对控制系统的过程模拟,提出一种模糊神经网络最优控制方案.离线优化部分基于遗传算法,分三个阶段实现模糊神经网络控制器结构和参数的优化.在线优化部分通过重构模糊神经网络控制器的去模糊化部分,进一步调整控制规则,实现在线去模糊优化.仿真结果表明该方案优于常规模糊控制方案和基于专家经验的模糊神经网络控制方案.

关键词:最优控制;遗传算法;模糊神经网络;去模糊化

文献标识码:A

On Designing an Optimal Fuzzy Neural Network Controller Using Genetic Algorithms

ZHOU Zhijian and MAO Zongyuan

(Department of Automatic Control Engineering, South China University of Technology · Guangzhou, 510640, P. R. China)

Abstract: An optimal control scheme based on fuzzy neural network is proposed through simulating the process of the control system. Firstly, the fuzzy neural network is optimized by three-step scheme based on genetic algorithms off-line. Then the defuzzification part of the fuzzy neural network is reconstructed and is optimized to refine control rules on-line. The simulation result demonstrates that the response is more favorable than that of conventional fuzzy controllers and that of FNNC based on expert experience.

Key words: optimal control; genetic algorithms; fuzzy neural network; defuzzification

1 引言(Introduction)

模糊神经网络^[1,2]即具有模糊逻辑推理的强大结构性知识表达能力,又具有神经网络的强大自学习能力.其结构和参数的学习过程是一个函数优化过程.而遗传算法作为一种基于自然遗传学机理的优化方法,通过采用随机但有向的搜索机制来寻找全局最优解.因而在模糊神经网络的结构和参数学习过程中体现了强大的生命力^[2~4].

通常,模糊神经网络控制器的训练是基于专家经验的^[1,4].控制器性能的好坏依赖于专家所提供规则的准确程度.在设计过程中很难引入最优控制的思想.

本文基于最优控制的思想,在测得被控对象输入输出的基础上,通过对控制系统的过程模拟,利用遗传算法优化包含控制器性能指标来离线寻找最优的模糊神经网络控制器结构和参数.优化后的模糊神经网络控制器被接入图 1 所示的模糊神经网络智能控制系统中.为了进一步改善模糊神经网络

控制器的性能,去模糊优化策略被用来在线修正模糊神经网络控制器的去模糊部分.

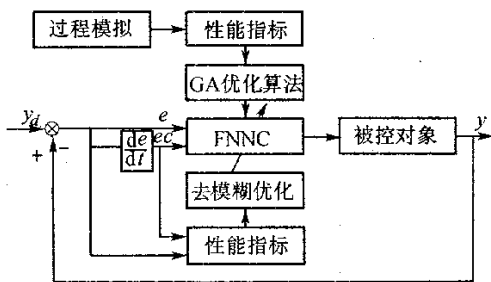


图 1 模糊神经网络智能控制系统

Fig. 1 Fuzzy neural network intelligent control system

2 模糊神经网络控制器(Fuzzy neural network controller, FNNC)

将二维模糊逻辑控制器表达成基于联结机制的形式,就构成了如图 2 所示的模糊神经网络控制器^[1,4].

该网络为一五层前馈网络.网络的 I ~ IV 层实现模糊控制规则 IF-THEN, IV, V 层实现去模糊化.

* 基金项目:广东省自然科学基金(960304)资助项目.

收稿日期:1998-10-28;收修稿日期:1999-07-16.

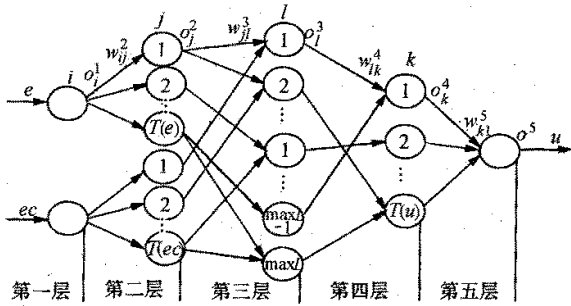


图 2 模糊神经网络控制器

Fig. 2 Fuzzy neural network controller

整个网络的输入输出映射关系如下：

第Ⅰ层：输入层。

$$o_i^1 = I_i^1 = x_i, \quad x_i = e \quad \text{or} \quad ec. \quad (2.1)$$

第Ⅱ层：模糊化层。

$$I_j^2 = w_{ij}^2 o_i^1, \quad (2.2)$$

$$o_j^2 = f(I_j^2). \quad (2.3)$$

输出函数 $f(\cdot)$ 为相应的隶属函数。

第Ⅲ层：模糊条件层。

$$I_l^3 = \prod_j w_{jl}^3 o_j^2, \quad (2.4)$$

$$o_l^3 = I_l^3. \quad (2.5)$$

第Ⅳ层：模糊判决层。

$$I_k^4 = \sum_l w_{lk}^4 o_l^3, \quad (2.6)$$

$$o_k^4 = \min(1, I_k^4). \quad (2.7)$$

第Ⅴ层：去模糊化层。

$$I^5 = \sum_k w_{k1}^5 o_k^4 = \sum_k (m_k \sigma_k) o_k^4, \quad (2.8)$$

$$u = o^5 = \frac{I^5}{\sum_k \sigma_k o_k^4}, \quad (2.9)$$

其中， I_i^k 和 o_i^k 分别表示第 k 层的第 i 个神经元的输入和输出； w_{ij}^k 为第 $k-1$ 层的第 i 个节点与第 k 层的第 j 个节点的连接权； m_k 、 σ_k 为隶属函数的中心和宽度。除第Ⅴ层外，网络各层的联结权为 1。

3 模糊神经网络控制器的优化 (Optimization of FNNC)

3.1 问题描述 (Problem statement)

模糊神经网络控制器的优化可以描述为寻找“最佳”的网络结构(规则)和参数(隶属函数)，以使性能指标函数达到最优。本文采用 ITAE 积分性能指标^[5]，即：

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^\infty t |e(t)| dt, \quad (3.1)$$

将式(3.1)变为离散形式 则有：

$$\begin{aligned} J(k+1) &= J(k) + \Delta J = \\ J(k) &+ \int_t^{t+\Delta T} \tau |E| d\tau = \\ J(k) &+ t |E| \Delta T, \end{aligned} \quad (3.2)$$

式中 ΔT 为采样间隔。由于 ΔT 一般很小，故 $\tau |E|$ 可视为常数，并取 $\tau = t$ ， t 为第 k 个采样时刻时间。

因此，优化问题可描述如下

$$J^* = \min J(\text{ITAE}), \quad (3.3)$$

subject to

$$\begin{cases} \dot{X} = f(X, u, t), \\ Y = CX + du, \end{cases} \quad (3.4)$$

$$\begin{cases} u = \text{fnn}(e, ec), \\ e = Y - Y_d, \\ ec = \dot{e}, \end{cases} \quad (3.5)$$

式中 $\text{fnn}(\cdot)$ 是模糊神经网络控制器的输入输出函数。通过适当选择 $\text{fnn}(\cdot)$ ，即模糊神经网络控制器的结构和参数，性能指标将达到最优值 J^* 。

3.2 优化算法 (Optimizing algorithms)

上述结构中待优化的参数为：转移函数(隶属函数)的参数；可训练的结构有：第Ⅱ层和第Ⅲ层的连接(输入对输出的决定性)，第Ⅲ层的节点数(规则数)，第Ⅲ层和第Ⅳ层的连接(条件与决策的关联度)。本节提出一离线优化算法来实现上述优化和训练。该算法以遗传算法为基础，分三个阶段。

1) 第一阶段：参数初始化。

参数初始化是对输入输出隶属函数的粗调。本文采用图 3 所示的高斯隶属函数，则待优化的参数为相应隶属函数的均值和方差。设变量区间为 (u_{\min}, u_{\max}) ，模糊变量子集数为 $T(x)$ ，则

$$m_1 = u_{\min}, \quad (3.6)$$

$$m_j = m_{j-1} + \frac{u_{\max} - u_{\min}}{T(x) - 1}, \quad j > 1, \quad (3.7)$$

$$\sigma_j = \frac{u_{\max} - u_{\min}}{T(x) - 1}. \quad (3.8)$$

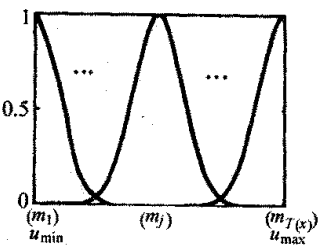


图 3 隶属函数

Fig. 3 Membership function

2) 第二阶段 网络结构(规则)的学习.

网络结构的学习是利用基于十进制编码的遗传算法(GAs)来实现的.根据测得的被控对象的输入(u)/输出(Y)数据,构造对象辨识模型.在已知对象辨识模型基础上,通过对控制过程的模拟,定义性能指标 ITAE.取 ITAE 的倒数作为适应度函数,利用 GAs 来实现对网络结构的优化,当达到某一终止条件,停止结构优化.

① 编码形式.

采用十进制编码方式对网络结构进行编码,即每一条规则对应编码串中的一位.每位取值表示该规则的后件.由第二节可知,网络第Ⅲ层的节点为规则节点,每一个节点表示一条规则.所有的节点一起就构成模糊规则库.因此,若设 $\pi(e)$ 和 $\pi(ec)$ 分别为误差和误差变化对应的模糊子集数,则模糊规则最大条数为 $\max L = \pi(e) \cdot \pi(ec)$,即编码串长度为 $\max L$.另外,根据模糊神经网络的构成可知,该层的连接定义了规则的前件,而下一层(即第Ⅳ层)的连接定义了规则节点的后件.则对于每个规则节点最多有一条(可能没有)连线来自语言节点的某一词集节点.因此,可用整数 $0, 1, \dots, \pi(u)$ 来表示规则后件. 0 表示无连线, $1, 2, \dots, \pi(u)$ 表示有一条与相应词集节点相连的连线.

② 遗传算法.

在上述编码的基础上,利用第一阶段得出的初始参数,采用适应度线性尺度变换、两点交叉、随机突变和最优串保留等基因操作,对网络结构进行寻优.同时,为了维持群体的多样性和确保算法收敛,引进了自适应交叉与变异率^[6],其表达式如下:

$$\begin{cases} p_c = k(f_{\max} - f')(f_{\max} - \bar{f}), f' \geq \bar{f}, \\ p_c = k_3, f' < \bar{f}, \\ p_c = k_5, f_{\max} = \bar{f}, \end{cases} \quad (3.9)$$

$$\begin{cases} p_m = k(f_{\max} - f')(f_{\max} - \bar{f}), f' \geq \bar{f}, \\ p_m = k_4, f < \bar{f}, \\ p_m = k_6, f_{\max} = \bar{f}, \end{cases} \quad (3.10)$$

其中, f_{\max} 和 \bar{f} 分别是群体中的最大适应度和平均适应度, f' 是两个待交叉个体中较大的适应度, f 是个体适应度, $k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6 \leq 1.0$ 为常数.

在寻优结束后,进一步修改结构,即将对应码值为 0 的规则节点及与它相连的输入输出连接删掉.

3) 第三阶段 参数优化.

根据第二阶段优化的结果,保持网络结构不变,并取初始群体中的一个个体为参数初始化阶段所得的初始参数,其余个体随机获得.然后,再次采用遗传算法实现参数的优化.除了编码形式外,本阶段的优化过程与第二阶段相似.本阶段采用实数编码策略,即编码串的每一基因位对应一待优化的参数.编码串的长度与待优化参数的个数相同.同时,针对实数编码策略,本阶段随机突变的结果取值为连续区间上的任意实数.

4 在线去模糊优化(Optimization of defuzzification)

FNNC 训练好后,接入控制系统中.为了使控制系统自适应环境(被控对象)的变化,再次采用在线去模糊优化方法.该方法通过重构 FNNC 的去模糊化部分,进一步优化控制规则.重构的去模糊化部分如下:

$$u = o^5 = \frac{\sum_k a_k(m_k \sigma_k) o_k^4}{\sum_k a_k \sigma_k o_k^4}, \quad (4.1)$$

其中, a_k 为加权因子.去模糊优化可以描述为寻找“最好”的 a_k ,以使性能指标最优.定义本阶段的性能指标为:

$$J = \int_0^\infty (e^2 + ec^2) dt, \quad (4.2)$$

其离散形式为:

$$\min J = \sum_k (e^2(t_k) + ec^2(t_k)) \cdot \Delta T, \quad (4.3)$$

$$\min J^k = (e^2(t_k) + ec^2(t_k)) \cdot \Delta T, \quad (4.4)$$

去模糊优化的步骤如下:

1) 计算 FNNC 的第Ⅳ层输出 o_k^4 ;

2) 设置初始值 $a_k = 1.0$ 和初始步长 Δa_k ,并计算初始性能指标 J ;

3) 确定 a_k 的变化方向,即 $a_k = a_k + \Delta a_k$ 或 $a_k = a_k - \Delta a_k$;

4) 计算新的性能指标 J_{new} ,并与前一次性能指标 J_{old} 进行比较;

5) 如果新的性能指标比前一次的性能指标较优,保持原有的修改方向,修改步长不变;若新的性能指标变坏,取相反的修改方向,修改步长不变;如果新的性能指标等于前一次的性能指标,则修改步长,取原有步长的一半,修改方向任选;

6) 如果已满足要求,则停止优化过程,否则转 4).

5 仿真实验(Simulation)

为了验证本文提出的模糊神经网络最优控制的有效性,本节对下述三阶滞后对象进行了仿真控制.

$$\alpha(s) = \frac{20e^{-0.5s}}{(2s+1)(4s+1)(2.2s+1)} \tag{5.1}$$

FNNC 的输入为误差 e 及误差变化 ec ,输出为控制量 u . 误差论域和误差变化论域均为 $[-1.0,1.0]$,其模糊分档数分别为 $\mathcal{T}(e) = 8$ 和 $\mathcal{T}(ec) = 7$.控制量论域为 $[-0.001,0.001]$,模糊分档数 $\mathcal{T}(u) = 7$.结构训练参数选取如下 :

$$\begin{aligned} \text{popsize} &= 30, \text{lchrom} = 56, \\ k_1 &= 1.0, k_2 = 0.5, k_3 = 1.0, \\ k_4 &= 0.5, k_5 = 0.85, k_6 = 0.25. \end{aligned}$$

FNNC 的初始结构为 $2-15-56-7-1$.经过遗传算法优化训练后 ,网络的结构为 $2-15-39-7-1$,对应的模糊控制规则如表 1 所示 .

表 1 模糊控制规则

Table 1 Fuzzy control rules U

EC	E							
	NL	NM	NS	NZ	PZ	PS	PM	PL
NL	PL	-	NL	MS	-	PL	NL	PL
NM	-	NM	NM	NM	PL	PL	PL	PL
NS	-	-	-	PL	-	PL	PM	PL
Z	-	PL	-	PS	-	PS	PL	PL
PS	PL	-	NS	PM	-	-	-	PL
PM	PM	PM	PS	NL	-	-	PL	PL
PL	NL	NL	NL	NL	-	PM	NL	PL

说明 :表中符号“-”表示对应规则不存在 .

结构优化完成后 ,进行参数(隶属函数)的寻优 .遗传算法的参数选取如下 :

$$\begin{aligned} \text{popsize} &= 26, \text{lchrom} = 44, \\ k_1 &= 1.0, k_2 = 0.5, k_3 = 1.0, \\ k_4 &= 0.5, k_5 = 0.8, k_6 = 0.2. \end{aligned}$$

优化后的隶属函数见图 4 .其中虚线为初始隶属函数 ,实线为优化后的隶属函数 .

经遗传算法优化的 FNNC 被接入模糊神经网络智能控制系统中 ,经过在线去模糊优化 ,系统输出 $Y(t)$ 的响应结果如图 5 所示 .

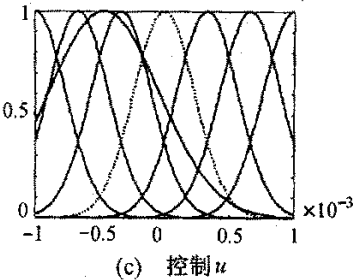
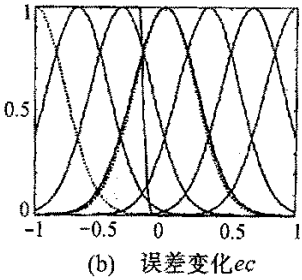
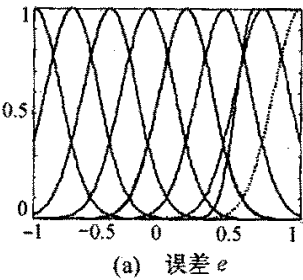


图 4 隶属函数

Fig.4 Membership functions

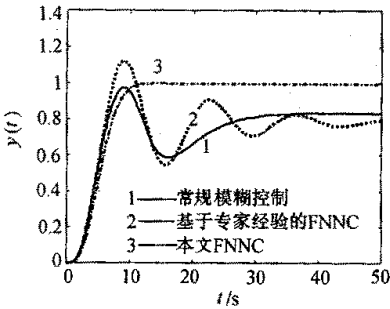


图 5 阶跃响应

Fig.5 Step response

6 结论(Conclusion)

根据本文提出的最优控制方案 ,在离线优化阶段 ,FNNC 结构和参数的优化是通过对控制过程的模拟 ,利用 GAs 优化包含控制器性能的指标来实现的 .因此 ,无需事先提供控制规则 ,只需测得被控对象的输入输出数据或已知被控对象的辨识模型 ,减少了因专家经验不足或不准确带来的影响 .在线优化阶段 ,通过对去模糊化部分的重构 ,进一步优化控制规则 ,提高了控制系统的自适应能力 .上述仿真结果表明 ,利用本文提出的最优控制方案实现的控制 ,系统的动态性能和静态性能都优于用常规模糊控制方案以及基于专家经验的 FNNC 实现的控制 .

参考文献(References)

[1] Lin C T. Neural fuzzy control systems with structure and parameter learning[M]. Singapore :World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. , 1994

- [2] Buckley J J and Hayashi Y. Fuzzy neural networks :a survey[J]. Fuzzy Sets and Systems , 1994 , 66(1) :1 - 13
- [3] Ishigami H , Fukuda T and Shibata T , et al. Structure optimization of fuzzy neural network by genetic algorithm[J]. Fuzzy Sets and Systems , 1995 , 71(3) 257 - 264
- [4] 杨煜普 ,许晓鸣 ,张钟俊.基于模糊神经网络的控制规则获取及置信度估计问题[J]. 模式识别与人工智能 ,1994 ,7(1) 53 - 59
- [5] 李士勇.模糊控制·神经网络控制和智能控制论[M]. 哈尔滨 : 哈尔滨工业大学出版社 ,1996
- [6] Srinivas M and Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. IEEE Trans. on Systems , Man

and Cybernetics , 1994 , 24(4) 656 - 667

- [7] Buckley J J and Reilly K D. Backpropagation and genetic algorithms for training fuzzy neural nets[A]. Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems [C], New orleans , Louisiana , 1996 2 - 6

本文作者简介

周志坚 1970 年生.华南理工大学自动化系博士.研究方向:模糊控制,神经网络控制和遗传算法的交叉研究.

毛宗源 见本刊 2000 年第 1 期第 101 页.