

一种最优模糊神经网络控制器*

周志坚 毛宗源

(华南理工大学自动控制工程系 广州 510641)

摘 要 基于最优控制的思想,通过对控制系统的过程模拟,提出一种最优模糊神经网络控制器的设计方案。首先利用基于十进制编码机制的遗传算法寻找最优的控制器结构,然后利用基于浮点数编码机制的遗传算法寻找最优的控制器参数。仿真结果表明该控制器优于常规模糊控制器。

关键词 最优控制, 过程模拟, 遗传算法, 模糊神经网络控制器

分类号 TP 273+.4

An Optimal Fuzzy Neural Network Controller

Zhou Zhijian, Mao Zongyuan

(South China University of Technology)

Abstract An optimal control scheme based on fuzzy neural network is proposed through simulating the process of the control system. Firstly, the structure of the fuzzy neural network controller (FNNC) is optimized by using a genetic algorithm with a decimal coding scheme. Secondly, a genetic algorithm with a real coding scheme is used to find the optimal parameters of the controller. Numerical simulations show that the performance of the proposed FNNC is better than that of common fuzzy controller.

Key words optimal control, process simulating, genetic algorithm, fuzzy neural network controller

1 引 言

模糊神经网络^[1,2]既具有模糊逻辑推理的结构知识表达能力,又具有神经网络的自学习能力。其结构和参数的学习过程是一个函数优化过程。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出强大的生命力^[2-4]。模糊神经网络控制器的训练通常是基于专家经验的^[1,5],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,在给出模糊神经网络控制器的结构之后,通过对控制系统的过程模拟,提出一种基于遗传算法的三阶段优化策略,分阶段寻找最优的 FNNC 结构和参数。最后对一压力调节系统进行仿真实验,并给出仿真结果。

2 模糊神经网络控制器

模糊神经网络控制器(FNNC)是一 5 层前馈网络。网络的 I—IV 层实现控制规则“IF—THEN”,IV—V 层实现去模糊化。网络各层的输入输出关系如下:

第 1 层: 输入层

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

第 2 层: 模糊化层

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

其中 $f(\cdot)$ 为相应的隶属函数。

第 3 层: 模糊条件层

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

第 4 层: 模糊判决层

$$I_k^4 = \sum_j w_{jk}^4 o_j^3, \quad o_k^4 = \min(1, I_k^4) \quad (4)$$

第 5 层: 去模糊化层

$$\begin{cases} I^5 = \sum_k w_{k1}^5 o_k^4 = \sum_k (m_k O_k) o_k^4 \\ u = o^5 = I^5 / \sum_k o_k^4 \end{cases} \quad (5)$$

* 广东省自然科学基金项目(960304)

1999- 05- 31 收稿, 1999- 09- 14 修回

其中, I_i^k 和 o_i^k 分别表示第 k 层第 i 个神经元的输入和输出, w_{ij}^k 为第 k 层第 i 个节点与第 k 层第 j 个节点的连接权, m_k 和 σ_k 为隶属函数的中心和宽度。除第 5 层外, 网络各层的联结权值均为 1。

3 优化策略

3.1 优化问题描述

最优模糊神经网络控制器的设计过程可描述为寻找“最优”的 FNNC 结构(规则)和参数(隶属函数), 以使控制器性能指标达到最优。本文采用 ITAE 积分性能指标^[6], 即

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (6)$$

因此, 优化问题可描述如下

$$J^* = \min J(\text{ITAE}) \quad (7)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \dot{X} = \vec{f}(X, u, t) \\ y = CX + du \\ u = \text{fnnc}(e, ec) \\ e = y - y_d \\ ec = e(t + \Delta T) - e(t) \end{cases} \quad (8)$$

式中 FNNC($\bullet$) 是模糊神经网络控制器的输入输出函数。通过适当选择 FNNC($\bullet$), 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 优化策略

上述 FNNC 中, 待优化的参数为隶属函数的参数。可优化的结构有: 第 2 层和第 3 层的连接; 第 3 层的节点数; 第 4 层和第 5 层的连接。本节提出一种基于遗传算法(GA)的三阶段优化策略来实现上述结构和参数优化。遗传算法实现如下(以结构优化为例):

- 1) 确定编码策略, 随机产生 N 个串, 构成初始串集 S ;
- 2) 解码第 i 个串, 得到一个描述 FNN 模型的结构组合 P , 并用 P 和初始参数构成 FNN;
- 3) 计算第 i 个串的适应度值;
- 4) N 个编码串计算完成转 5), 否则转 2);
- 5) 根据各个串的适应度值随机选择可为后代贡献部分后裔的串, 构成串集 S' ;
- 6) 随机地把 S' 中的串两两配对, 并按交叉概率 p_c 部分交换相互配对的两个串, 构成串集 S'' ;
- 7) 按变异概率 p_m 改变串中的某些位, 构成新一代串集 S ;
- 8) 满足性能评价标准或完成指定代的搜索转 9), 否则转 2);
- 9) 解码串集 S 中适应度值最大的串, 构成 FNN。

下面分阶段详述。

3.2.1 第 1 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。本文采用高斯隶属函数, 则待优化的参数为相应隶属函数的均值 m_j 和方差 σ_j 。设变量区间为 (LB_x, UB_x) , 模糊变量子集数为 $T(x)$, 其中 x 分别指 e, ec 或 u 。则

$$\begin{cases} m_1 = LB_x \\ m_j = m_{j-1} + \frac{UB_x - LB_x}{T(x) - 1}, \quad j > 1 \\ \sigma_j = \frac{UB_x - LB_x}{T(x) - 1} \end{cases} \quad (9)$$

3.2.2 第 2 阶段: 网络结构(模糊规则)的学习

网络结构的学习是利用基于十进制编码的 GA 实现的。根据测得被控对象的输入(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 GA 来实现对网络结构的优化, 当达到某一终止条件时, 则停止结构优化。

1) 编码机制: 采用十进制编码策略, 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。根据 FNNC 的构成可知, 最多可有 $\max L = T(e)T(ec)$ 条模糊规则($T(e)$ 和 $T(ec)$ 分别为误差和误差变化对应的模糊子集数), 则编码串长度为 $\max L$ 。由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 $0, 1, \dots, T(u)$ 来表示规则后件, 即 0 表示无连线, $1, 2, \dots, T(u)$ 表示有一条与相应词集节点相连的连线。

2) 遗传算子: 在上述编码的基础上, 利用第 1 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。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^[7]。

寻优结束后, 进一步修改结构, 即将对应码值为 0 的规则节点及与其相连的输入输出连线删掉。

3.2.3 第 3 阶段: 参数优化

待优化的参数共有 $\text{num} = (T(e) + T(ec) + T(u)) * 2$ 个。采用浮点数编码策略(即编码串的每一位为浮点数), 则编码串的长度为 num , 编码串的每一位取值为一待优化参数 m_j 或 σ_j 。

在此编码基础上,保持第2阶段所得网络结构不变,并取初始群体中的一个个体由初始参数构成。再次利用遗传算法实现参数的优化。由于编码机制的改变,本阶段随机突变的结果取值为连续实数区间 (LB_x, UB_x) 上的任意实数。除此之外,其余遗传操作同第2阶段。

当FNNC的结构和参数优化完成之后, FNNC接入控制系统,对相应的被控对象实现最优控制。

4 仿真实验

为了验证上述最优FNNC的有效性,本节对压力调节系统进行仿真控制。系统受控变量是出口压力,控制变量是阀上信号(阀门开度或入口流量)。系统各个环节的精确数学模型未知,但可通过测取阶跃响应获取对象特性,如图1框图所示,其中

$$G_v = \frac{2.5}{2s+1}, \quad G_{01} = \frac{4}{4s+1}$$

$$G_{02} = \frac{2}{2 \cdot 2s+1}, \quad G_m = 1$$

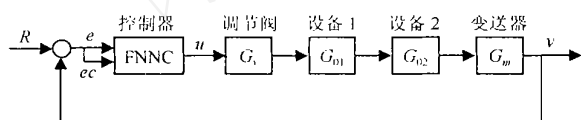


图1 压力调节系统框图

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 $[-2, 0, 2]$,其模糊分档数分别为 $T(e) = 8$ 和 $T(ec) = 7$ 。控制量论域为 $[-1, 0, 1]$,模糊分档数 $T(u) = 7$ 。结构训练参数选取如下: popsize = 20, lchrom = 56, $k_1 = 1.0$, $k_2 = 0.5$, $k_3 = 1.0$, $k_4 = 0.5$, $k_5 = 0.8$, $k_6 = 0.2$ 。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-

表1 模糊控制规则

EC	E							
	NL	NM	NS	NO	PO	PS	PM	PL
NL	PL	PL	PL	NL	O	PL	NS	PL
NM	PL	PL	PM	PL	PS	-	PL	PL
NS	PL	NS	NS	NL	O	O	O	PL
O	PL	PL	-	-	PM	NS	PS	-
PS	PL	O	-	PM	NM	NM	-	PS
PM	PL	-	PM	NL	NM	-	PL	PL
PL	PL	PL	PL	NL	NL	NL	NL	PL

表中“-”表示对应规则不存在

-15-48-70-1,对应的模糊控制规则如表1所示。

结构优化完成后,进行参数的寻优。除lchrom = 44外,其余遗传算法参数同结构优化。优化后的隶属函数见图2。其中虚线为初始隶属函数,实线为优化后的隶属函数。

将优化后的FNNC引入压力调节系统,系统阶跃响应过程如图3所示,其中实线为一般FC控制,虚线为本文FNNC控制。由仿真曲线可见,最优FNNC控制的过渡时间 $t_s = 11.57s$,余差 $|y(\infty) - R| < 0.0001$,系统输出很快达到给定值;而常规FC控制的过渡时间 $t_s = 19.98s$,余差 $0.1998 < |y(\infty) - R| < 0.2$,系统输出达不到给定值。由此可见,用本文的最优控制器实现的控制,其控制效果优于常规模糊控制器。

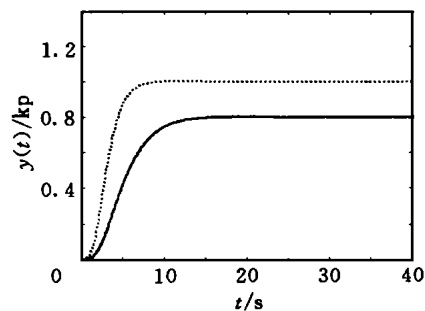


图3 系统阶跃响应

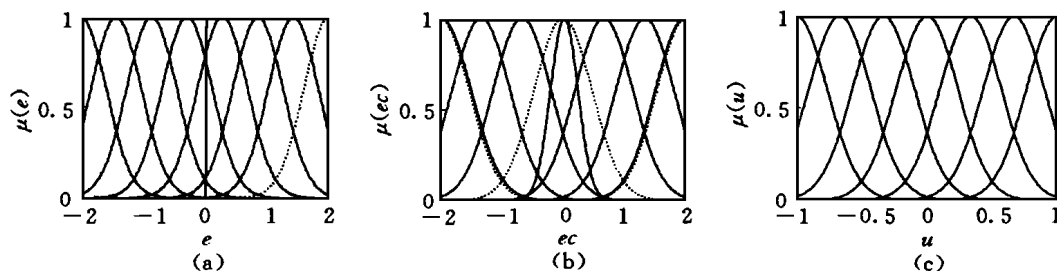


图2 隶属函数

(a) 误差 e (b) 误差变化 ec (c) 控制 u (下转第364页)

出了两种改进的滑模平面设计方法,用以减小系统的稳态误差。通过理论分析和计算机仿真可以看出,本文所提出的变结构系统滑模平面设计方法具有如下优点:

- 1) 可根据变结构系统的稳态误差与滑模平面斜率的数学关系设计变结构系统。
- 2) 与常规的饱和特性平滑策略相结合,可使变结构系统既能满足稳态误差的要求,又能满足平滑变结构系统控制抖振的要求。
- 3) 算法简单,控制效果好。

参 考 文 献

- 1 H A sada, J J E Slotine Robot analysis and control John W iley & Sons, Inc, 1986
- 2 Jianxin Xu, Tongheng Lee, Mao Wang *et al* Design of variable structure controllers with continuous switching control Int J Contr, 1996, 65(3): 409_ 431
- 3 Pushkin Kachroo, Masayoshi Tom izuka Chattering re-

duction and error convergence in the sliding- mode control of a class of nonlinear systems IEEE Trans on Automat Contr, 1996, 41(7): 1063_ 1068

- 4 G Bontolini Chattering phenomenon in discontinuous control system. Int J Contr, 1989, 20(12): 1174- 1203
- 5 G Bontolini An improved, chattering free, VSC scheme for uncertain dynamical system. IEEE Trans on Autom Contr, 1996, 41(8): 1220- 1226

作 者 简 介

冯 勇 男,1962 年生。1991 年在哈尔滨工业大学获工学博士学位,现为该校教授,博士生导师。主要研究领域为变结构控制理论,计算机控制理论与应用。

安澄全 男,1974 年生。1999 年在哈尔滨工业大学获工学硕士学位,现为该校博士研究生。主要研究领域为变结构控制理论。

李 涛 男,1974 年生。1998 年于哈尔滨工业大学获工学硕士学位,现为清华大学博士研究生。主要研究领域为变结构控制理论,CM S。

(上接第 360 页)

5 结 语

本文提出的最优控制方案,FNNC 结构和参数的优化是通过对控制过程的模拟,利用遗传算法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。并且容易引入最优控制的思想,通过优化控制器性能指标来改善系统的控制性能。仿真结果表明,利用本文提出的最优控制器实现的控制,系统的动态性能和静态性能都优于用常规模糊控制器实现的控制。

参 考 文 献

- 1 C T L in Neural fuzzy control systems with structure and parameter learning Singapore: World Scientific Publishing Co Pte L td, 1994
- 2 J J Buckley, Y Hayashi Fuzzy neural netow rks: A survey. Fuzzy Sets and System s, 1994, 66(1): 1_ 13
- 3 H Ishigami, T Fukuda, T Shibata *et al* Structure opti-

mization of fuzzy neural network by genetic algorithm. Fuzzy Sets and System, 1995, 71(3): 257_ 264

- 4 J J Buckley, K D Reilly. Backpropagation and genetic algorithms for training fuzzy neural nets In: Proc of the Fifth IEEE Int Conf on Fuzzy System s 1996 2_ 6
- 5 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. 模式识别与人工智能, 1994, 7(1): 53—59
- 6 李士勇. 模糊控制·神经网络控制和智能控制论. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1996
- 7 M Srinivas, L M Patnaik Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656_ 667

作 者 简 介

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

毛宗源 男,1936 年生。华南理工大学自动化系教授,博士生导师。主要从事工业自动化、智能控制的教学和研究。