

基于遗传算法的模糊神经网络控制器设计及其稳定性分析

张其光

(上海贝尔有限公司信息技术事业部·上海, 201206) (南京理工大学自动控制系·南京, 210094)

王执铨

摘要: 首先根据联结主义思想模糊控制器设计问题转化为对模糊神经网络参数的设计和优化, 然后通过遗传算法对模糊神经网络的参数进行集中优化, 得到了被控对象的一个最优或次优的控制器——模糊神经控制器, 稳定性分析为此设计提供了理论依据。仿真实例证实了其性能较常规模糊控制器优越。

关键词: 模糊控制; 神经网络; 遗传算法; 稳定性

Design of a Kind of Fuzzy Neural Network Controllers Based on Genetic Algorithm and Analysis of Its Stability

Zhang Qiguang

(Information Technology Division of Shanghai Bell Company Limited · Shanghai, 201206, P. R. China)

Wang Zhiqian

(Department of Automatic Control, Nanjing University of Science and Technology · Nanjing, 210094, P. R. China)

Abstract: Based on the thought of connection, firstly the problem of design of fuzzy controller is changed into that of design and optimization of fuzzy neural networks in this paper. Secondly, an optimal or suboptimal fuzzy controller of the plant is obtained by comprehensively optimizing the parameters of fuzzy neural networks using genetic algorithms. Analysis of stability provides theoretical support of the design. Finally, a simulation result verifies that it has a better performance than normal fuzzy controller.

Key words: fuzzy control; fuzzy neural networks; genetic algorithms; stability

1 引言(Introduction)

在实际工程中, 随着控制系统的日益复杂, 模糊控制越来越受到人们广泛的关注。对于不同的控制对象, 由人工经验而产生的控制规则不应该是千篇一律的, 隶属度函数的选择也是不同的。这就涉及了模糊控制器的智能设计问题。神经网络的出现为适应性模糊控制设计开辟了一条崭新的道路, 它不仅可以实现隶属度函数的优化, 也可以实现模糊推理, 但是由神经网络设计的模糊控制器往往不是最优的, 控制系统的稳定性也没有理论上的保证。遗传算法^[1]是建立在自然选择基础上的全局优化算法, 它以其独特的优越性倍受控制界的关注。目前它已成功地应用在 PID 参数的设计^[2]、模型的降阶^[3]、模糊控制^[4]等诸方面。本文利用遗传算法对模糊神经控制器参数进行综合设计、优化, 并对其稳定性给予了理论上的证明。最后, 仿真例子证实了该方法较常规模糊控制器优越。

2 模糊神经网络控制器的构造(Construction of fuzzy neural network controller)

采用 T-S 模糊推理^[5]系统的模糊控制规则可表

述为:

$$\text{Rule } i: \text{If } e \text{ is } A_i \text{ and } ec \text{ is } B_i \text{ then } \Delta u = P_{i1}e + P_{i2}ec. \quad (1)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为规则总数, e 和 ec 为控制器的输入, Δu 为输出, 它们的定义为:

$$e = GE * E(i) = GE * (y_r - y(i)), \quad (2)$$
$$ec = GEC * EC(i), \quad \Delta u = u(i) - u(i-1).$$

GE , GEC 均为量化因子, $EC(i) = e(i) - e(i-1)$, A_i, B_i 分别为隶属度函数 μ_{A_i}, μ_{B_i} 所定义的模糊集, 取值为 {NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB}, 隶属度函数 $\mu_P (P \in \{A_i, B_i\})$ 取为:

$$\mu_p(x) = \exp(-((x - b)/a)^2).$$

这样 Rule i 可看成一个模糊映射:

$$\text{Rule } i: A_i \times B_i \rightarrow \Delta u,$$

其隶属度函数为

$$\mu_{\text{Rule } i} = \mu_{A_i \times B_i \rightarrow \Delta u}(e, ec) = \mu_{A_i}(e) * \mu_{B_i}(ec).$$

采用重心法去模糊, 得到模糊控制器的输出为:

$$\Delta u = \left[\sum_{i=1}^n \Delta u(i) * \mu_{\text{Rule } i} \right] / \sum_{i=1}^n \mu_{\text{Rule } i} \triangleq \text{num/den}. \quad (3)$$

其中 $\text{num} = \sum_{i=1}^n \Delta u(i) * \mu_{\text{Rule}_i}$, $\text{den} = \sum_{i=1}^n \mu_{\text{Rule}_i}$.

根据上面的分析,结合联结主义观点,模糊逻辑控制器可以用一个模糊神经网络(FNN)来实现,其结构图如图1所示.图中, $\mu_{NB}^e(\cdot), \dots, \mu_{PB}^e(\cdot)$ 相当于 $\mu_{A_i}(\cdot), \mu_{NB}^{ec}(\cdot), \dots, \mu_{PB}^{ec}(\cdot)$ 则相当于 $\mu_{B_i}(\cdot)$.可见,该神经网络的每一层对应于模糊逻辑控制器的每一步计算.与常规神经网络不同之处是参数不再体现于连接权而反映在连接点中.

由 Stone-Weierstrass 定理^[6]以及范数空间理论容易得到如下定理.

定理 1 若采用以上结构的模糊神经网络,则 $\forall \epsilon > 0$ 及 $\forall \Delta u^* \in C[K]$ 都存在参数集

$$\Psi(GE, GEC, \vec{a}, \vec{b}, \vec{p}_1, \vec{p}_2).$$

其中 $\vec{a} = (a_{NB}^e, \dots, a_{PB}^e, a_{NB}^{ec}, \dots, a_{PB}^{ec})^T$,
 $\vec{b} = (b_{NB}^e, \dots, b_{PB}^e, b_{NB}^{ec}, \dots, b_{PB}^{ec})^T$,
 $\vec{p}_1 = (p_{1,1}, \dots, p_{49,1})^T$,
 $\vec{p}_2 = (p_{1,2}, \dots, p_{49,2})^T$,

使得下式成立

$$\|\Delta u(x) - \Delta u^*(x)\|_\infty < \epsilon, \forall x \in K. \quad (4)$$

其中, $C[K]$ 表示 $K \subset \mathbb{R}^2$ 上所有连续函数构成的范数空间, $\|\cdot\|_\infty$ 为欧氏空间上的无穷范数, $\Delta u(x)$ 为 FNN 的实际输出.

证 从略.

下面,我们就利用遗传算法对量化参数 GE , GEC 以及隶属度函数参数 \vec{a}, \vec{b} 以及输出参数 \vec{p}_1, \vec{p}_2 进行集中优化,遗传算法优化策略详见下节.

3 基于遗传算法设计 FNN 控制器的几个问题(Several problems of FNN controller design based on genetic algorithms)

① 编码与解码.

本文采用一般的二值编码法,若参数 a 被编码成 L 位二进制码串 $b_{L-1} \dots b_1 b_0$,解码后,

$$a = a_{\min} + \frac{a_{\max} - a_{\min}}{2^L - 1} \sum_{i=0}^{L-1} b_i 2^i, \quad \forall a \in [a_{\min}, a_{\max}]. \quad (5)$$

② 码串的组成方式.

遗传算法中一个个体可用一个码串表示,本文将量化参数 GE, GEC , 隶属度参数 $a_i^e, b_i^e, a_i^{ec}, b_i^{ec}$ ($i = 1, 2, \dots, 7$), 规则中的输出参数 P_{j1}, P_{j2} , ($j = 1, \dots, 49$) (共计 128 个参数) 按 $GE, GEC, a_i^e, b_i^e, a_i^{ec}, b_i^{ec}, p_{j1}, p_{j2}$ 的顺序编成一个码串,从而产生一个个体

$S_k (k = 1, 2, \dots, N)$, N 为种群规模.

③ 适值函数的选取.

设性能指标函数 $J = \sum_{i=1}^k \sqrt{e^2(i) + ec^2(i)}$, 其

中 k 为样本总数. 遗传算法优化的目的就是设计一个 FNN 控制器,使得系统的性能指标函数 J 达到最小. 取适值函数为

$$\text{fitness}(\cdot) = PI - J, \quad (6)$$

其中, $PI > J$ 是一个常数.

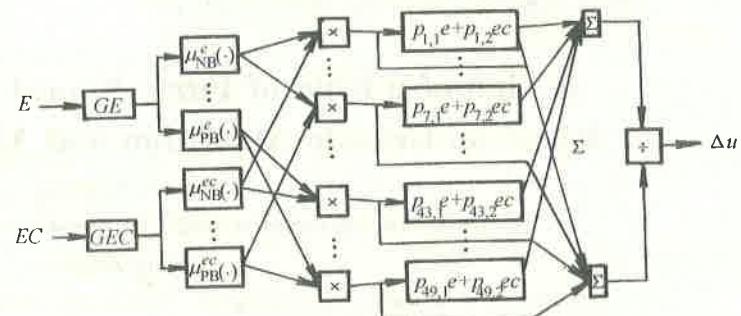


图 1 模糊神经网络结构图

Fig. 1 Structure of fuzzy neural networks

④ 参数变化范围的选择.

对于控制系统来说,进行参数寻优,首先应该保证系统的稳定性. 定理 2 为合理选择参数的变化范围提供了理论依据,有关稳定性的分析详见下一节.

4 稳定性分析(Stability analysis)

从工程实际角度上分析,大量的实际被控对象往往是低阶、线性或近似低阶、线性的,如伺服、传动系统内环闭环后就可以用二阶 I 型系统来描述,大部分滞后较小的过程控制也可近似为二阶或三阶的稳定系统. 因此,本文以三阶线性对象为例,讨论了用遗传算法设计 FNN 控制器的稳定性.

假设被控对象 $G(s)$ 的可控规范型状态空间表达式为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{cases} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_1 & -a_2 & -a_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} u, \\ y = Cx_1, \quad (C > 0) \end{cases} \quad (7)$$

是稳定的或渐近稳定的无零点线性对象,则有

定理 2 当 FNN 控制器参数满足下述条件时

$$\begin{cases} 0 \leq \sum_{i=1}^{49} \left(\frac{\mu_{\text{Rule}_i}}{\text{sum}} * p_{i1} \right) < \frac{a_2 a_3 - a_1}{C}, \\ \sum_{i=1}^{49} \left(\frac{\mu_{\text{Rule}_i}}{\text{sum}} * p_{i2} \right) \geq 0. \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\text{sum} = \sum_{i=1}^{49} \mu_{\text{Rule}_i}$. 整个模糊控制系统就是稳定的.

证 定义

$$K_p = \sum_{i=1}^{49} \left(\frac{\mu_{\text{Rule } i}}{\text{sum}} * p_{i1} \right), K_d = \sum_{i=1}^{49} \left(\frac{\mu_{\text{Rule } i}}{\text{sum}} * p_{i2} \right).$$

其中, K_p 和 K_d 都是 e 和 ec 的函数, 上述 FNN 控制器可写成

$$\Delta u = f(e, ec) = K_p e + K_d ec. \quad (9)$$

其中, $0 \leq K_p < \frac{a_2 a_3 - a_1}{C}$, $K_d \geq 0$. 当输入为零时,

$e = -x_1$, 则有

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -a_1 - K_p C & -a_2 - K_d & -a_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

它的特征方程为:

$$\lambda^3 + a_3 \lambda^2 + (a_2 + K_d) \lambda + (a_1 + K_p C) = 0.$$

再由 $G(s)$ 稳定可知 $a_1 \geq 0$, $a_2, a_3 > 0$, 结合(8), (9)式可以得到

$$\begin{aligned} a_3 > 0, \quad a_2 + K_d > 0, \quad a_1 + K_p C \geq 0, \\ (a_2 + K_d) a_3 \geq a_2 a_3 > a_1 + K_p C. \end{aligned} \quad (11)$$

当 e 和 ec 变化时, FNN 控制系统的极点也在发生变化. 但由 Routh 判据知, 系统是稳定的.

注 1 对于低阶系统采用相同的方法进行稳定性分析, 也可得到系统稳定的充分条件.

注 2 在利用遗传算法实现参数优化的过程中, 一旦发现个体解码后参数值与定理 2 中的(8)式相矛盾, 可令相应个体的适值为零, 或随机产生一个合法的个体来代替. 加进此附加条件是为了保证优化过程中整个闭环系统的稳定性.

5 仿真例子(Simulation example)

考虑实际对象可辨识为

$$y(k+1) = 0.7866y(k) - 0.1790y(k-1) + 0.3925u(k-1), \quad (12)$$

根据工程经验估算隶属度参数的变化范围为: $a \in [0, 2.5]$, $b \in [-6, 6]$; 量化参数的变化范围为: $GE \in [0.2, 1.4]$, $GEC \in [0.01, 1.6]$; 输出参数的变化范围 $p_{i1} \in [0.1, 1.8]$, $p_{i2} \in [0.01, 0.8]$. 每个参数都编成 8 位二进制码串, 这样个体共有 $128 \times 8 = 1024$ 位, 选择种群规模为 500. 考虑到离散化采样周期为 $\tau = 0.1s$. 性能指标中过滤过程时间满足 $t_s \leq T = 1.5s$, 所以样本总数 k 应满足 $k \geq T/\tau = 15$, 故而取 $k = 30$ 满足要求. 这样, 经过 100 代的遗传进化, 得到了优化的 FNN 控制器, 优化过程中群体适值的变化见图 2. 把它与经典的 Fuzzy 控制器相比较(图 3), 可见前者性能更优.

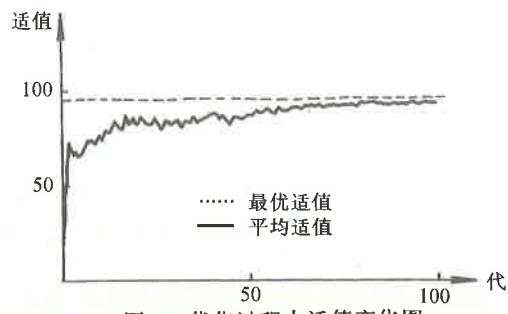


图 2 优化过程中适值变化图

Fig. 2 Variety of fitness during the optimizing process

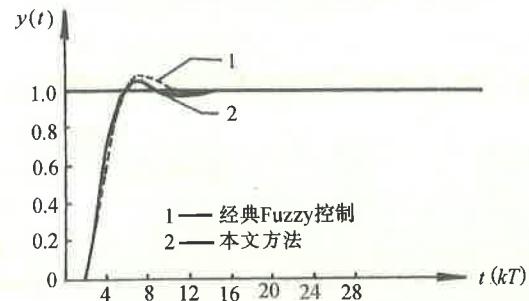


图 3 仿真曲线图

Fig. 3 Simulation curve

6 结束语(Conclusion)

本文提出了 FNN 控制器的一种遗传算法设计方法, 给出的稳定性判据为此设计提供了一定的理论依据, 实例证实了其较常规 Fuzzy 控制器优越.

参考文献(References)

- 1 Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989
- 2 Chen B S, et al. A genetic approach to mixed H_2/H_∞ optimal PID control. IEEE Control System Magazine, 1995, 21(5): 51–60
- 3 Yang Z J, et al. Model reduction with time delay combining the least-squares method with the genetic algorithms, IEE Proc. Control Theory and Application, 1996, 143(3): 247–254
- 4 Tamg Y S, et al. Genetic synthesis of fuzzy logic controllers in turning. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 83(3): 301–310
- 5 Takagi T. Fuzzy identification of systems and its application to modeling control. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1985, 15(1): 116–132
- 6 Rudin W. Principles of mathematical analysis. New York: McGraw-Hill, 1969

本文作者简介

张其光 1971 年生. 1994 年于南京理工大学获工学学士学位并直接攻读自动控制理论及应用专业博士学位. 毕业后于上海贝尔公司工作. 主要研究方向为模糊控制, 遗传算法及神经网络在自动控制中的应用.

王执铨 见本刊 1999 年第 2 期第 287 页.