

用 B 样条神经网络设计自适应模糊控制器*

濮卫兴 陈来九

(东南大学动力系·南京, 210096)

摘要: 本文提出一种可用于设计自适应模糊控制器的模糊化 B 样条神经网络, 并给出了合适的训练算法. 由于这种网络在每次训练时仅需对少量权重进行调整, 因此构成的模糊控制器学习速率快, 可应用于过程控制中. 本文最后以电厂中过热汽温的控制为例, 说明本文的设计方法是有效的.

关键词: B 样条神经网络; 自适应模糊控制器; 训练算法

1 前言

设计自适应模糊控制器是改善模糊控制器性能的一种有效方法^[1,2]. 基于神经网络设计自适应模糊控制器的方法正引起广泛注意. 文[3,4]中介绍了用 BP 神经网络设计模糊控制器方法, 但由于 BP 网络存在着收敛速度慢、收敛性得不到保证等缺陷, 影响了它在自适应模糊控制器设计中的应用.

有一类被称为 B 样条神经网络(B-spline neural networks)的单层网络^[5], 由于具有结构简单、收敛速度快、收敛点唯一等基本特点, 因此很适合于自适应模糊控制器的设计. 文[6]指出了用 B 样条神经网络实现自组织模糊控制器的可能性. 在应用神经网络时, 一般都要求根据网络的输出误差来训练网络, 而在控制系统中, 希望网络输出的控制作用往往无法事先知道, 也就得不到网络的输出误差, 从而使一般的训练算法无法应用.

本文在文[5,6]的基础上, 提出一种模糊化 B 样条神经网络, 这种网络把 B 样条神经网络与模糊规则的表达和模糊推理方法联系起来, 可方便地用于设计自适应模糊控制器. 本文根据文[7]中训练神经网络控制器的算法, 给出了一种适合于训练 B 样条神经网络的算法. 该算法利用控制系统(而不是网络)的输出误差来训练网络, 解决了一般训练算法存在的困难.

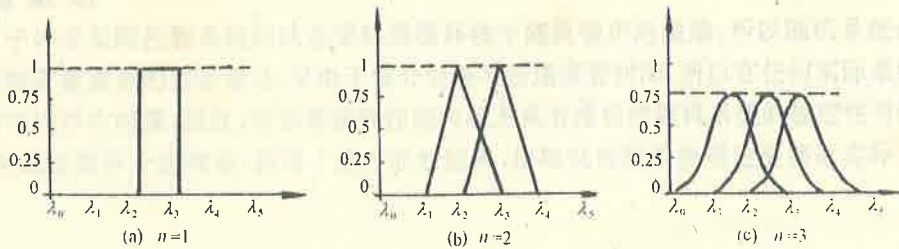


图 1 B 样条函数

* 国家自然科学基金资助项目.

本文于 1994 年 12 月 20 日收到, 1995 年 12 月 26 日收到修改稿.

2 B 样条神经网络的结构

B 样条又称基本样条(basis splines),它是由低阶多项式组成的具有局部定义域的函数,其形状如图 1 所示.可以看出,B 样条的形状与模糊集中常用的隶属函数很相似.B 样条的阶数 n 与低阶多项式的方次 p 有关, $n = p + 1$,例如对于由斜线段(线性多项式, $p = 1$)组成的 B 样条,其阶数 $n = 2$.

B 样条神经网络是以 B 样条函数为接受域的单层网络.当 B 样条函数用作接受域时,需对它作一些推广.推广的具体做法是把 B 样条的定义域扩展为 B 样条阶数 n 的倍数倍,即

$$G = n \cdot d. \quad (1)$$

式中 G 称为叠合度(或称为推广参数,generalization parameter),它既是扩展后 B 样条定义域的宽度,也是对应于某一输入值时取值不等于零的 B 样条数目; d 是正整数,称为扩展倍数.

B 样条神经网络的输入变量与输出变量之间的关系可用两个映射 Q 和 R 来说明^[8],见图 2(a).

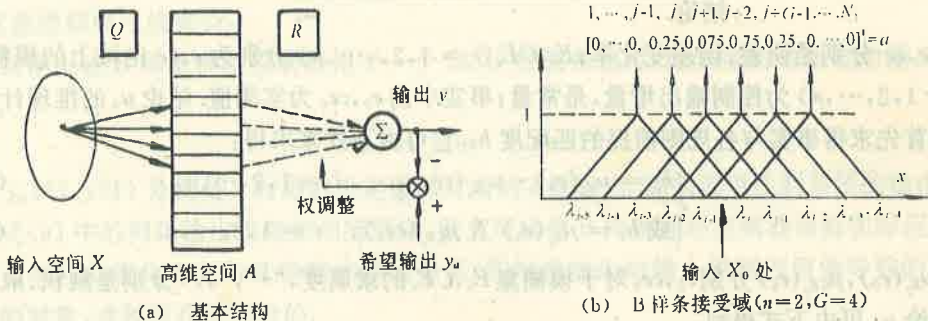


图 2 B 样条神经网络

Q 映射把输入空间 X 中的向量映射到 N_A 维高维空间 A 上,即

$$Q: X \rightarrow A. \quad (2)$$

当输入空间 X 中只有一个输入变量时, $N_A = N + G - 1$,其中 N 为变量变化范围内的等分区间数,如图 2(b) 所示.可以看出,对于某一输入值 x_0 (图中 $x_0 \in [\lambda_{j-1}, \lambda_j]$), N_A 维向量 a 中仅有 G 个非零元素,这 G 个非零元素的值来自于 B 样条接受域.当输入空间中有两个变量 x_1, x_2 时, N_A 维向量 a 须由 x_1, x_2 变量经 Q 映射得到的向量 a_1, a_2 通过张量积运算得到,即

$$a = a_1 \otimes a_2. \quad (3)$$

式中“ \otimes ”为张量积运算符号.设变量 $x_1(x_2)$ 上的 B 样条阶数为 $n_1(n_2)$,叠合度为 $G_1(G_2)$,等分区间数为 $N_1(N_2)$,则 $a_1(a_2)$ 的维数为 $N_{A1} = N_1 + G_1 - 1(N_{A2} = N_2 + G_2 - 1)$,而 a 向量的维数为 $N_A = N_{A1} \cdot N_{A2}$, a 中非零元素的个数为 $G_1 \cdot G_2$.当输入变量或区间等分数较多时,可采用权地址查找计划、压缩映射等方法来求得经 Q 映射后的高维向量 a ^[5].

R 映射把高维空间 A 中的向量 a 映射到输出 y ,即

$$R: A \rightarrow y. \quad (4)$$

实际上 R 映射的作用是构成一个 N_A 维空间上的单层神经网络,可由下式表示为

$$y = \sum_{i=1}^{N_A} W_i a_i. \quad (5)$$

其中 a_i 的向量 a 的第 i 个元素, W_i 为相应的权系数. 由于向量 a 中仅有少量的非零元素, 因此每次训练也就仅需对相应于这些非零元素的少量权系数进行调整, 大大减少了训练时间.

3 自适应模糊控制器

3.1 模糊控制规则和简易推理方法

在以往的模糊控制器设计中, 模糊控制规则的前提变量和结论变量一般都用模糊集形式表示. 本文所用的模糊控制规则, 其前提变量是模糊集, 结论变量不是模糊集而是常量. 这种形式的模糊控制规则和相应的简易推理法对于设计模糊控制器可能是更适当的^[9].

设模糊控制规则及相应的推理过程如下:

规则 1 e is E_1 and ce is $CE_1 \Rightarrow u_1$

规则 2 e is E_2 and ce is $CE_2 \Rightarrow u_2$

...

规则 n e is E_n and ce is $CE_n \Rightarrow u_n$

事实 e is e_0 and ce is ce_0

结论 u_0

其中, e, ce 分别是误差、误差变化率; $E_i, CE_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分别为 e, ce 论域上的模糊集; $u_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为控制输出增量, 是常量; 事实中的 e_0, ce_0 为实测值. 结论 u_0 的推理计算过程是: 首先求得事实与各规则前提的匹配度 h_i , 它可由下式来求得:

$$\begin{cases} h_i = \mu_{E_i}(e_0) \cdot \mu_{CE_i}(ce_0), & i = 1, 2, \dots, n, \end{cases} \quad (7a)$$

$$\begin{cases} \text{或 } h_i = \mu_{E_i}(e_0) \wedge \mu_{CE_i}(ce_0), & i = 1, 2, \dots, n. \end{cases} \quad (7b)$$

式中 $\mu_{E_i}(e_0), \mu_{CE_i}(e_0)$ 分别 e_0, ce_0 对于模糊集 E_i, CE_i 的隶属度, “ \cdot ”, “ \wedge ” 分别是乘积、取小运算. 结论 u_0 可由下式得到:

$$u_0 = \frac{\sum_{i=1}^n h_i u_i}{\sum_{i=1}^n h_i} = \sum_{i=1}^n \frac{h_i}{\sum_{i=1}^n h_i} u_i. \quad (8)$$

这种简易推理方法不需另加模糊化环节, 由于规则中的结论变量为常量, 所以也不需要精确化环节, 这样处理速度就快. 为了取得好的控制性能, 可以根据每次控制效果对各条规则中的结论变量 $u_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 进行调整, 这种结论变量参数可调的模糊控制是一种自适应模糊控制器.

3.2 用 B 样条神经网络设计自适应模糊控制器

现设图 2(a) 中的 B 样条神经网络有两个输入变量: e, ce , 又设输出变量为 u , 那么这个 B 样条神经网络就变成 B 样条神经控制器了. 为了把这种神经控制器与第 3.1 节中模糊控制规则的表达和推理方法联系起来, 需对它作如下模糊化处理:

1) 用 e, ce 论域上模糊集的隶属函数曲线来代替图 2(a) 中的 B 样条函数.

2) 把张量积的概念推广, 把张量积中的元素由两输入变量 (e_0, ce_0) 的隶属度通过乘积或取小运算得到的结果来代替.

3) 对单层神经网络的每个输入 (即向量 a 中的各元素) 作规范化处理, 即把每个输入都除以输入总和.

通过以上处理,可以看出:式(7)中匹配度 h_i 的运算相当于处理后的 B 样条控制器中的张量积运算,式(6)中的结论常量 u_i 相当于单层网络的权系数 W_i ,式(8)中的结论 u_0 相当于单层网络的输出 u ,对结论参数的调整相当于对单层网络权系数的训练.由此可见,模糊化 B 样条神经控制器的机理与第 3.1 节中的模糊控制器是一致的,从而可用 B 样条神经网络来设计自适应模糊控制器.

3.3 训练算法

对模糊化 B 样条神经控制器的训练实际上就是对高维空间 A 上的单层神经网络进行训练.设 k 时刻单层网络的非零输入重新编号为 $a_1(k), a_2(k), \dots, a_m(k)$, m 是非零输入的个数,相应权系数是 $W_1(k), W_2(k), \dots, W_m(k)$,它们相当于模糊控制规则中的结论变量,网络输出的控制作用是 $u(k)$,则常用的单层网络训练方法可用下式表示:

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \beta(u_d(k) - u(k))a_i(k), \quad (9)$$

其中 β 为学习速率因子, $u_d(k)$ 为 k 时刻希望网络输出的控制作用, $(u_d(k) - u(k))$ 称为网络的输出误差.由于 $u_d(k)$ 在实际系统设计时是不知道的,因而网络的输出误差也无法得到,这就使训练无法进行.

当把上述 B 样条神经控制器用于一个 SISO 控制系统时,能知道的是系统的输出误差 $e(k)$:

$$e(k) = y_d(k) - y(k). \quad (10)$$

其中 $y_d(k), y(k)$ 分别是 k 时刻的设定值和对象的实际输出.如果能用控制系统的输出误差代替式(9)中的网络输出误差来训练网络,就有可能使 B 样条神经控制器得到实际应用.对于输出响应的变化方向与其控制作用的关系(即对象输出对输入控制作用偏导数的符号)已知的对象,这种替代是可行的.

$$\text{设} \quad W_i(k+1) = W_i(k) + \Delta W_i(k), \quad (11)$$

$$\text{其中} \quad \Delta W_i(k) = -\beta' \frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)}, \quad (12)$$

式中 $E(k)$ 为性能指标,令:

$$E(k) = \frac{1}{2}(y_d(k) - y(k))^2, \quad (13)$$

$$\text{则} \quad \frac{\partial E(k)}{\partial W_i(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial W_i(k)} = -e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} a_i(k). \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{得出:} \quad W_i(k+1) &= W_i(k) + \beta' \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} e(k) a_i(k) \\ &= W_i(k) + \beta' \left| \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \right| \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) e(k) a_i(k). \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\text{sgn}(\cdot)$ 是取符号函数.当 $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ 的符号保持不变时,可把上式写成以下形式:

$$W_i(k+1) = W_i(k) + \beta \cdot \text{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) \cdot e(k) \cdot a_i(k). \quad (16)$$

这样, $\left| \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \right|$ 就反映在 β 中了,因此无需知道它的确切数值.

综合本节所述,可得到自适应模糊控制器的设计步骤如下:

- 1) 确定误差 (e)、误差变化率 (ce) 的论域范围 $[e_{\min}, e_{\max}]$ 、 $[ce_{\min}, ce_{\max}]$, 并在其上定义相应的模糊集 $E_i, CE_i (i = 1, 2, \dots, n)$; 设置规则中结论变量参数的初始值; 设 $k = 1$.
- 2) 得到 k 时刻误差与误差变化率的实际值 $e(k)$ 与 $ce(k)$, $e(k) = y_d(k) - y(k)$, $ce(k) = e(k) - e(k-1)$.
- 3) 设 $e_0 = e(k)$, $ce_0 = ce(k)$, 按第 3.1 节的方法求得 u_0 , 令 $u(k) = u_0$.
- 4) 按第 3.3 节的方法对形如式 (6) 的模糊控制规则中的结论参数 $u_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 进行调整.
- 5) $k = k + 1$, 返回 2).

4 仿真举例

本节以锅炉过热汽温的控制为例来说明本文提出的方法. 锅炉过热汽温的控制通常采用串级控制方案, 如图 3 所示. 图中 $W_{a1}(s), W_{a2}(s)$ 分别为汽温控制系统的副调节器和主调节器, $W_{o1}(s), W_{o2}(s)$ 分别为汽温对象导前区和惰性区的传递函数, $W_{h1}(s)$ 与 $W_{h2}(s)$ 分别为导前汽温 T_n 和过热汽温 TT 的测量单元, $W_n(s)$ 为扰动对过热汽温 TT 的传递函数. 本节

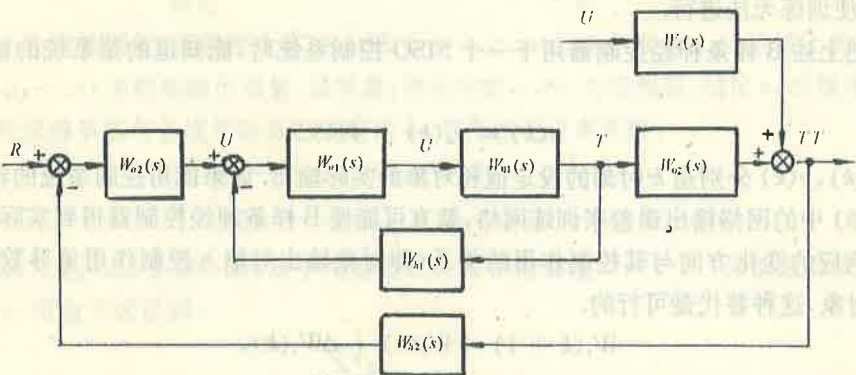


图 3 过热汽温的串级控制系统方框图

中 $W_{a1}(s)$ 采用 P 调节器, 而 $W_{a2}(s)$ 则采用本文提出的用 B 样条神经网络实现的自适应模糊控制器. 针对某一具体的过热汽温控制系统, 其特性及相应参数如下:

$$\begin{cases} W_{o1}(s) = \frac{8}{(1+15s)^2}, \\ W_{o2}(s) = \frac{1.125}{(1+25s)^3}, \\ W_{h1}(s) = W_{h2}(s) = 0.1, \\ W_n(s) = \frac{1}{1+10s}, \\ W_{n2}(s) = 25. \end{cases} \quad (17)$$

取误差 e , 误差变化 ce 的论域均为 $[-1.2, 1.2]$, 且均等分成 $N = 6$, 模糊子集取 2 阶 B 样条形式 ($n = 2$) 叠合度 G 取 2, 这样 e, ce 论域上均有 $N + G - 1 = 7$ 个模糊子集, 如图 4 所示. 根据上面的讨论, 可能的控制规则有 $7 \times 7 = 49$ 条, 但在每次采样得到 e_0, ce_0 值后, 只需调整 4 个结论参数 u_i . 训练算法中的学习速率 β 取 0.7, 仿真中采样周期 T 取 10 秒.

当发生负荷扰动时 ($u_n = 10.0$), 过热汽温控制系统的响应曲线如图 5(a) 所示. 可以看

出,控制系统的控制性能较好,无振荡,过渡时间短.在以上试验的基础上,当汽温对象惰性区的传递函数变为 $W_{02}(s) = \frac{1.125}{(1+15s)^3}$ 时,过热汽温的响应曲线如图 5(b) 所示.可以看出,尽管对象特性变化了,系统仍能保持良好的控制性能,系统在平衡值附近出现了低幅衰减振荡现象,过渡时间仍然较短.从以上仿真结果可以看出:按本文方法设计的自适应模糊器具有良好的控制性能和很强的自适应能力.

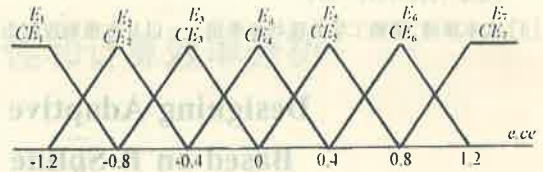
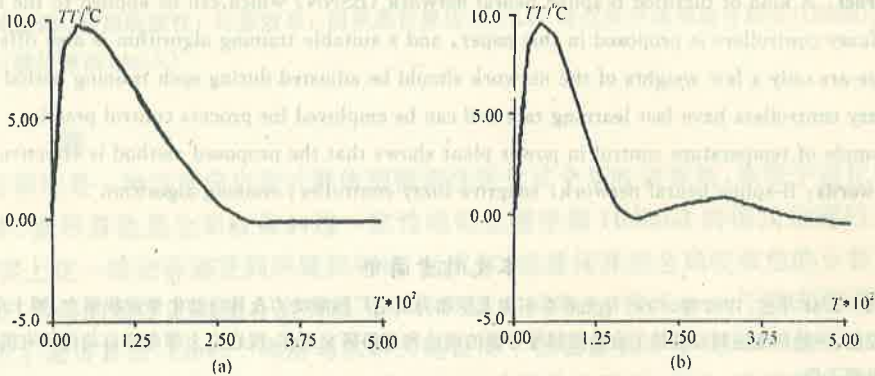


图 4 模糊子集的划分

图 5 负荷扰动时过热汽温 T' 的响应曲线

5 结 论

本文提出了模糊化 B 样条神经控制器的结构,给出了一种合适的算法,并把以上结构和算法用于自适应模糊控制器设计.仿真表明,本文提出的方法实时性好,有良好的控制效果,在过程控制的实际应用中很有前途.

参 考 文 献

- [1] Cox, E. . Adaptive Fuzzy Systems. IEEE Spectrum, Oct. ,1993,2:58-61
- [2] Wang, L. X. . Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems. IEEE Trans. Fuzzy Syst. ,1993,1(2):146-160
- [3] Lin, C. T. and Georgelee, C. S. . Neural-Network-Based Fuzzy Logic Control and Decision Systems. IEEE Trans. Computers, 1991,40(12):1320-1336
- [4] Lin, C. T. and Georgelee, C. S. . Reinforcement Structure/Parameter Learning for Neural-Network-Based Fuzzy Logic Control Systems. IEEE Trans. Fuzzy Syst. ,1994,2(1):46-63
- [5] Lane, S. H. et al. . Theory and Development of High-Order CMAC Neural Networks. IEEE Control Syst. Mag. ,1992, 12(2):46-30
- [6] Harris, C. J. . Comparative Aspects of Neural Networks and Fuzzy Logic for Real-Time Control . in Neural Networks for Control and Systems , Warwick, K. et al (Ed.),1992,72-93
- [7] Cui, X. Z. . Direct Control and Coordination Using Neural Networks. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. ,1993,23(3): 686-697
- [8] Linse, D. J. and Stengl R. F. . Neural Networks for Function Approximation in Nonlinear Control. Amer. Control

Conf., 1990, 674-679

[9] 水本雅晴, 模糊工程的现状和展望——以日本模糊控制为中心. 模糊系统与数学, 1993, 7(1): 1-11

Designing Adaptive Fuzzy Controllers Based on B-Spline Neural Networks

PU Weixing and CHEN Laijiu

(Department of Power Engineering, Southeast University • Nanjing, 210096, PRC)

Abstract: A kind of fuzzified B-spline neural network (BSNN) which can be applied to the design of adaptive fuzzy controllers is proposed in this paper, and a suitable training algorithm is also offered. Because there are only a few weights of the network should be adjusted during each training period, the designed fuzzy controllers have fast learning rate and can be employed for process control practice. A simulating example of temperature control in power plant shows that the proposed method is effective.

Key words: B-spline neural network; adaptive fuzzy controller; training algorithm

本文作者简介

濮卫兴 1968年生, 1992年、1995年先后在东南大学动力系电厂热能动力及其自动化专业获硕士、博士学位。主要从事模糊控制、神经网络控制以及热工自动控制等方面的理论和应用研究工作。现在电力部南京自动化研究院自动控制研究所火电部工作。

陈来九 1929年生, 1952年毕业于厦门大学机械工程系, 现为东南大学动力系教授、博士生导师, 长期从事热工过程自动控制方面的教学和科研工作。主要著作有《热工过程自动调节原理和应用》。