

基于模糊B样条基函数神经网络控制的交流伺服系统*

孙 炜 王耀南 毛建旭

(湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082)

摘 要 采用B样条函数作为模糊隶属函数,利用神经网络实现模糊推理,提出一种模糊B样条基函数神经网络,并将其用于交流伺服系统的控制。仿真结果表明,该控制方法响应速度快,鲁棒性强,是一种有效的控制方法。

关键词 模糊神经网络, B样条函数, 交流伺服系统

分类号 TP 13

AC Servo System Beasd on Fuzzy B- spline Function Neural Network Control

Sun W ei, W ang Yaonan, M ao J ianxu
(Hu 'nan U niversity)

Abstract A fuzzy B- spline function neural network is proposed to control AC servo system by using B- spline function as fuzzy membership function and using neural network to realize fuzzy interfrnce. The results of simulations show that this control method is effective with its rapid response speed and strong robustness.

Key words fuzzy neural network, B- spline function, AC servo system

1 引 言

由于交流电机具有非线性、强耦合等特点,使得传统的基于对象模型的控制方法在控制交流伺服系统时显得力不从心。近年来,模糊控制和神经网络控制相继引入到交流伺服系统的控制中,用于解决传统控制方法所遇到的困难^[1]。模糊控制不依赖于被控对象的精确模型,可基于较少的控制规则得到控制信号,具有较强的鲁棒性。但是模糊控制综合定量知识的能力较差,不能对自己的控制规则进行有效的调整,从而限制了其自适应能力。人工神经网络有很好的学习能力和准确逼近任意非线性函数的能力。将模糊控制与神经网络结合起来,由神经网络来实现模糊推理,即可利用神经网络的学习能力来达到调整模糊隶属函数和控制规则的目的,从而使控

制系统获得更好的性能。

本文研究模糊神经网络控制在交流伺服系统中的应用,并根据B样条函数可以逼近模糊隶属函数的特性,提出一种基于模糊B样条基函数神经网络控制的交流伺服系统。仿真结果表明,采用该方法控制的交流伺服系统具有响应快、鲁棒性强等优点。

2 系统结构

基于模糊B样条基函数神经网络控制的交流伺服系统结构如图1所示。图中 θ^* 为给定角位移, θ 为电机转轴的实际角位移; e 为 θ^* 和 θ 进行比较的偏差, ec 为偏差的变化率; x_1, x_2 和 u 分别是模糊B样条基函数神经网络的输入和输出,其论域均为 $[0, 1]$; X 映射将实际的 e, ec 映射为论域为 $[0, 1]$ 的 $x_1,$

* 国家 863 高技术计划项目(9863511002) 和湖南省自然科学基金项目(9700Y244)

1999 - 01 - 18 收稿, 1999 - 07 - 01 修回

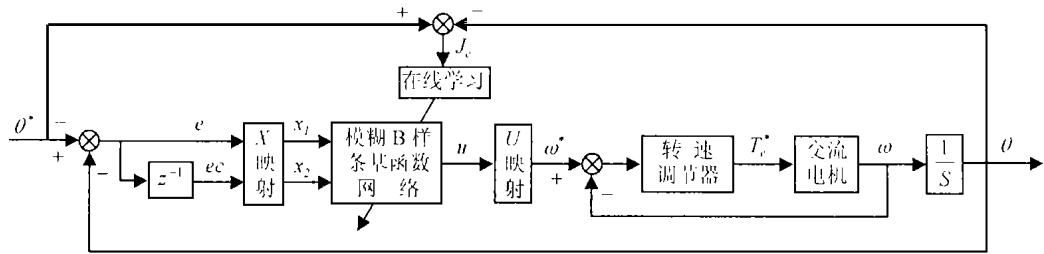


图 1 基于模糊 B 样条基函数神经网络控制的交流伺服系统

$x_2; U$ 映射将论域为 $[0, 1]$ 的 u 映射为转速期望值 ω^* ; ω^* 与实际电机转速 ω 的偏差 $e\omega$ 经过转速调节器产生期望的电机电磁转矩 T_e^* ; 转速调节器采用一般的 PI 调节器, 而电机的电磁转矩控制则采用直接转矩控制方法^[4]; J_c 为误差目标函数 $= \frac{1}{2}(\theta^* - \theta)^2$, 根据 J_c 由在线学习算法可在线调节模糊神经网络的权值, 使系统具有自学习的功能。

3 模糊 B 样条基函数神经网络

3.1 模糊 B 样条基函数神经网络结构

模糊 B 样条基函数神经网络结构如图 2 所示^[2,3]。其中, 网络的 I、II 层对应于模糊控制规则的前提“IF”部分; III 层对应于模糊推理, 每个节点输出表示一条规则的触发强度, “Π”表示模糊 AND 操作, 用“*”乘积操作代替取小运算; IV 层对应于规则的结论“THEN”部分。网络的输入输出关系如下:

第 I 层将输入 x_i 引入网络。输出节点为 $O_i^{(1)} = x_i, i = 1, 2$ (1)

第 II 层采用 B 样条函数作为隶属函数对输入进行模糊化处理。B 样条基函数 $N_j^m(x)$ 为定义在节

点 $\lambda_{j-d}, \lambda_{j-d+1}, \dots, \lambda_j$ 上的 m 阶基函数, 其中 d 为扩展系数。若节点重合, 则 $N_j^m(x) = 0$; 否则, 用如下递阶关系进行计算。

$$N_j^m(x) = \frac{x - \lambda_{j-d}}{\lambda_{j-d} - \lambda_{j-md}} N_{j-d}^{m-1}(x) + \frac{\lambda_j - x}{\lambda_j - \lambda_{j-(m-1)d}} N_{j-(m-1)d}^{m-1}(x) \quad (2)$$

$$N_j^1(x) = \begin{cases} 1, & x \in [\lambda_{j-d}, \lambda_j) \\ 0, & x \notin [\lambda_{j-d}, \lambda_j) \end{cases} \quad (3)$$

这里采用 $m = 3, d = 2$ 时的 B 样条函数作为模糊隶属函数, 则输入节点为

$$I_{ik}^{(2)} = \frac{4}{3} N_j^2(x_i) = \begin{cases} \frac{4}{3} \frac{(x_i - \lambda_{j-6})^2}{(\lambda_{j-2} - \lambda_{j-6})(\lambda_{j-4} - \lambda_{j-6})}, & x_i \in [\lambda_{j-6}, \lambda_{j-4}) \\ \frac{4}{3} \frac{x_i - \lambda_{j-6}}{\lambda_{j-2} - \lambda_{j-6}} \frac{\lambda_{j-2} - x_i}{\lambda_{j-2} - \lambda_{j-4}}, & x_i \in [\lambda_{j-4}, \lambda_{j-2}) \\ \frac{4}{3} \frac{\lambda_j - x_i}{\lambda_j - \lambda_{j-4}} \frac{x_i - \lambda_{j-4}}{\lambda_{j-2} - \lambda_{j-4}}, & x_i \in [\lambda_{j-2}, \lambda_j) \\ 0, & x_i \notin [\lambda_{j-6}, \lambda_j) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $i = 1, 2; k = 1, 2, \dots, 7; j = 2k - 1$ 。输出节点

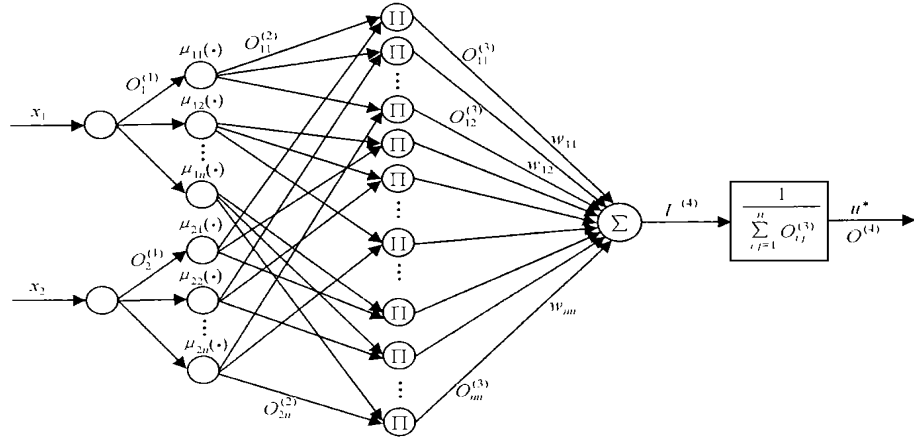


图 2 模糊 B 样条基函数神经网络结构

为

$$O_{ik}^{(2)} = I_{ik}^{(2)} \quad (5)$$

第Ⅲ层进行模糊AND操作。输入节点为

$$I_{ij}^{(3)} = O_{1i}^{(2)} O_{2j}^{(2)}, \quad i, j = 1, 2, \dots, 7 \quad (6)$$

输出节点为

$$O_{ij}^{(3)} = I_{ij}^{(3)}, \quad i, j = 1, 2, \dots, 7 \quad (7)$$

第Ⅳ层进行去模糊化操作。输入节点为

$$I^{(4)} = \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} w_{ij} \quad (8)$$

输入节点为

$$O^{(4)} = u = I^{(4)} / \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} \quad (9)$$

其中, x_i 表示网络的输入, 由 E, EC 经归一化处理而得; w_{ij} 表示网络的连接权值; u 表示网络的输出, 经归一化处理可得到 U 。

3.2 学习算法

3.2.1 离线学习

离线学习采用BP算法, 目标函数为

$$J_c = (u_d - u)^2 / 2 \quad (10)$$

式中 u_d 为期望输出, u 为网络实际输出。因为

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_c}{\partial w_{ij}} &= \frac{\partial J_c}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial J_c}{\partial u} \frac{\partial I^{(4)}}{\partial w_{ij}} = \\ &= (u_d - u) O_{ij}^{(3)} / \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} \end{aligned} \quad (11)$$

所以

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial J_c}{\partial w_{ij}} = \\ w_{ij}(t) &+ \eta (u_d - u) O_{ij}^{(3)} / \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, η 为学习率, $\eta \in [0, 1]$ 。

3.2.2 在线学习

在线学习仍采用BP算法, 目标函数为

$$J_c = (\theta^* - \theta)^2 / 2 \quad (13)$$

其中 θ^* 为期望转角弧度, θ 为电机转轴实际转角弧度。

$$\begin{aligned} \frac{\partial J_c}{\partial w_{ij}} &= \frac{\partial J_c}{\partial \theta} \frac{\partial \theta}{\partial w_{ij}} = \\ &= (\theta^* - \theta) \frac{\partial \theta}{\partial u} O_{ij}^{(3)} / \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial u} \approx \frac{\theta(t) - \theta(t-1)}{u(t) - u(t-1) + \epsilon} = \delta_u \quad (15)$$

其中 ϵ 是一个非常小的常数。所以

$$\begin{aligned} w_{ij}(t+1) &= w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial J_c}{\partial w_{ij}} = \\ w_{ij}(t) &+ \eta (\theta^* - \theta) \delta_u O_{ij}^{(3)} / \sum_{i,j=1}^7 O_{ij}^{(3)} \end{aligned} \quad (16)$$

其中 η 为学习率, $\eta \in [0, 1]$ 。

4 仿真实验

用于仿真研究的交流电机参数为: $P_n = 2.2 \text{ kW}$, $U_n = 220 \text{ V}$, $I_n = 5 \text{ A}$, $n_n = 1440 \text{ r/min}$, $r_1 = 2.91 \Omega$, $r_2 = 3.04 \Omega$, $l_s = 0.45694 \text{ H}$, $l_r = 0.45694 \text{ H}$, $l_m = 0.44427 \text{ H}$, $T_{en} = 14 \text{ N} \cdot \text{m}$, $n_p = 2$, $J = 0.002276 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$, $\psi_n = 0.96 \text{ Wb}$ 。数字控制采样频率为 10 kHz 。

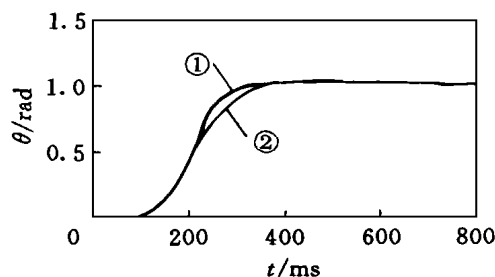


图3 系统的阶跃响应曲线

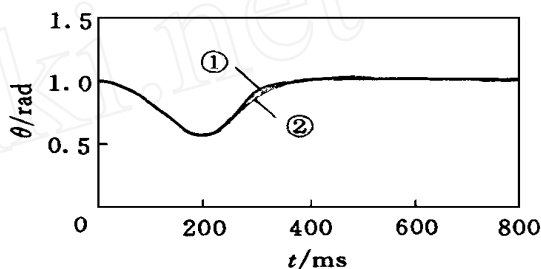


图4 系统的扰动响应曲线

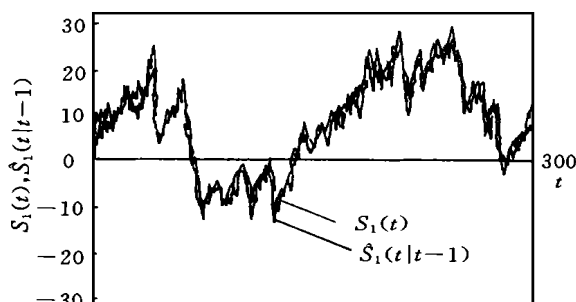
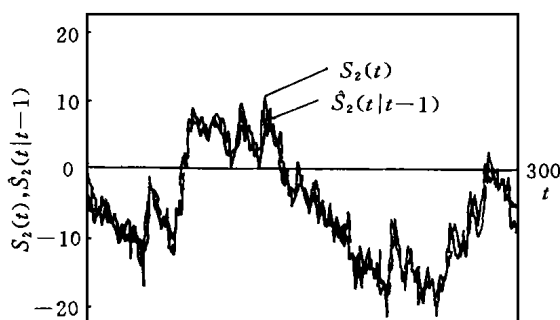
图3给出系统在空载情况下转角的阶跃响应曲线; 图4给出当系统处在转角为 1 rad 的稳定状态, 给电机突加 $5 \text{ N} \cdot \text{m}$ 负载时系统的扰动响应曲线。图中曲线①为模糊B样条基函数神经网络控制下系统的响应曲线, 曲线②为模糊高斯基函数神经网络控制下系统的响应曲线。

图3和图4说明, 用模糊B样条基函数神经网络比用模糊高斯基函数神经网络控制伺服系统具有更好的动静态性能和抗干扰能力。

5 结 语

B样条函数在阶次为2, 3时的形状为正态分布函数, 可作为模糊隶属函数。本文将其引入模糊神经网络, 提出一种模糊B样条基函数神经网络控制器, 并将其用于交流伺服系统的控制, 取得很好的控制效果。仿真实验结果表明, 基于模糊B样条基函数神经网络控制的交流伺服系统响应快, 超调小, 抗干扰能力和鲁棒性强。

(下转第321页)

图 1 $s_1(t)$ 和 Wiener 预报器 $\hat{s}_1(t|t-1)$ 图 2 $s_2(t)$ 和 Wiener 预报器 $\hat{s}_2(t|t-1)$

6 结 论

本文提出了新的时域 Wiener 滤波方法,可解决状态和信号二者的 Wiener 滤波器设计问题,具有方法论意义。新方法原理是将信号 Wiener 滤波器设计问题,转化为一类带多重观测滞后和 MA 有色观测噪声系统的 Wiener 状态滤波器设计问题。利用在 Wiener 滤波器形式下的白噪声估值器和观测预报器,由非递推状态估值器的递推变形,可得到 Wiener 状态滤波器,从而得到 Wiener 信号滤波器。同频域 Wiener 滤波方法(即多项式方法)相比,新方法的优点是避免了求解 Diophantine 方程,因而减

小了计算负担,且可处理广义系统^[7]。

参 考 文 献

- 1 Ahlen A, Sternad M. Wiener filter design using polynomial equations. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39(11): 2387- 2399
- 2 Roberts A P, Newmann M M. Polynomial approach to Wiener filtering. Int J Control, 1988, 47(3): 681_ 696
- 3 Grimble M J. H_2 inferential filtering, prediction and smoothing with application to rolling mill gauge estimation. IEEE Trans on Signal Processing, 1994, 42(8): 2079_ 2093
- 4 邓自立,郭一新.现代时间序列分析及其应用.北京:知识出版社,1989
- 5 邓自立,刘伟华,石莹.解决多通道 Wiener 滤波问题的 ARMA 新息滤波器.控制与决策,1998, 13(2): 169—172
- 6 Gevers M, Wouters W R E. An innovation approach to the discrete- time stochastic realization problem. Journal A, 1978, 19(2): 90_ 109
- 7 邓自立,许燕.一类统一的 Wiener 状态估值器.信息与控制,1998, 27(5): 336—341
- 8 奥斯特隆姆 K J 著.潘裕焕译.随机控制理论导论.北京:科学出版社,1983

作 者 简 介

邓自立 见本刊第 12 卷第 5 期第 601 页。

郭金柱 男,1955 年生。1980 年毕业于黑龙江大学数学系,现为黑龙江大学自动化系副教授。主要研究领域为信号处理,最优滤波,系统仿真,计算机应用等。

孙书利 男,1972 年生。1996 年毕业于黑龙江大学数学系,1999 年获该校控制理论与控制工程专业硕士学位。主要研究领域为 Wiener 滤波,反卷积等。

(上接第 292 页)

参 考 文 献

- 1 Bose B K. Expert system: Fuzzy logic and neural network application in power electronics and motion control. Proc of the IEEE, 1994, 82(8): 1303_ 1323
- 2 王耀南.基于高斯势函数网络的自适应 PD 控制系统.控制与决策,1997, 12(5): 548—553
- 3 王耀南.智能控制系统——模糊控制·专家系统·神经网络控制.长沙:湖南大学出版社,1996, 240—243
- 4 许大中.交流电机调速理论.杭州:浙江大学出版社,1994. 209—222

作 者 简 介

孙 炜 男,1975 年生。湖南大学控制理论与控制工程专业博士研究生。研究领域为智能控制,电力电子技术等。

王耀南 男,1957 年生。湖南大学电气与信息工程学院教授,博士生导师。研究领域为人工智能,智能控制,电力电子技术等。

毛建旭 男,1974 年生。湖南大学控制理论与控制工程专业博士研究生。研究领域为智能控制,图象处理等。