

# 机械臂系统自组织模糊径向基神经网络控制器设计

陈天炎, 陈琦, 张静, 何京京

(天津商业大学信息工程学院, 天津 300134)

✉2579028279@qq.com; chenqi@tjcu.edu.cn; 2889015652@qq.com; 1505293186@qq.com



**摘要:** 以模型为基础的控制理论在设计控制器时需要预先知道被控对象的数学模型, 而机械臂具有非线性、不确定的动态特性, 因此应用传统的控制理论难以设计出适当的控制器。为解决此问题, 本文应用自组织模糊径向基神经网络算法对机械臂的控制器进行设计, 将径向基神经网络应用于自组织模糊控制算法, 以及时调整学习率和权重分配, 改善系统控制性能; 应用L-M算法的概念, 将所定义的误差函数最小化, 搜索出神经网络参数值的修正量, 以改进梯度下降法的收敛性, 提升系统的控制品质。仿真结果表明, 应用此算法, 机械臂系统各轴的最大误差、均方根误差皆明显减小。

**关键词:** 机械臂; 自组织模糊控制; 径向基神经网络; 自组织模糊径向基神经网络

**中图分类号:** TP241.2 **文献标识码:** A

## Design of Self-organizing Fuzzy Radial Basis Function Neural Network Controller for Manipulator System

CHEN Tianyan, CHEN Qi, ZHANG Jing, HE Jingjing

(School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

✉2579028279@qq.com; chenqi@tjcu.edu.cn; 2889015652@qq.com; 1505293186@qq.com

**Abstract:** Traditional model-based control theory needs to know the mathematical model of the controlled object in advance when designing the controller. However, the manipulator's nonlinear and uncertain dynamic characteristics make it difficult to design an appropriate controller using traditional control theory. To solve this problem, this paper proposes that self-organizing fuzzy radial basis function neural network algorithm is used to design controller of the manipulator. Radial basis function neural network is applied to self-organizing fuzzy control algorithm, so to adjust learning rate and weight distribution in time and improve the system control performance. L-M (Levenberg-Marquardt) algorithm is applied in the designing to minimize the defined error function. The correction amount of the neural network parameter value is searched to improve the convergence of the gradient descent method and improve control quality of the system. The simulation results show that by applying this algorithm, the maximum error and root mean square error of each axis of the manipulator system are significantly reduced.

**Keywords:** manipulator; self-organizing fuzzy control; radial basis function network (RBFN); self-organizing fuzzy radial basis function neural network (RBFNN)

## 1 引言(Introduction)

机械臂为复杂的、非线性、多入多出(MIMO)系统, 难以设计以模型为基础的控制, 因此研究模型不确定系统的控制策略, 来实现对复杂、非线性的机械臂的控制是极为重要的<sup>[1-3]</sup>。

模糊控制算法已成功地应用于机器人控制<sup>[4-7]</sup>。然而,

模糊控制算法在实际应用时, 寻找合适的隶属函数及模糊规则是困难的。此外, 模糊推理和知识库的建立受限于专家的知识及先验经验, 且一旦确定了规则表和知识库, 即固定不变。为解决此问题Procky和Marndani<sup>[8]</sup>首先提出了自组织模糊控制算法(SOFC)。此控制策略使用线上学习以建立模糊控制规则, 因而简化了设计模糊控制器的过程。LIN和LIAN<sup>[9,10]</sup>

使用系统误差和误差变化建立学习算法,此算法能直接调整SOFc的语言性模糊规则,不需要任意的初始模糊规则。

在DOS操作系统下,Huang和Lee应用SOFc控制五自由度机械臂,评估了其轨迹追踪性能。在SOFc中学习率和权重分配一旦确定,即固定不变,若不正确,则导致系统输出不稳定。此外,SOFc的设计主要针对SISO系统,因此用其控制MIMO系统,不能消除机器人或机械臂各自由度之间的动态耦合效应<sup>[11-13]</sup>。

神经网络具有模型不确定性和良好的学习能力,被广泛应用于控制机器人系统。但这种算法的缺点是收敛速度慢,以至于不能及时补偿机器人系统各自由度之间的动态耦合效应。为了克服此问题,本文设计自组织模糊径向神经网络控制器(SFRBNC),以控制机械臂系统。在SFRBNC中将径向基神经网络(RBFN)应用于SOFc中,以补偿机械臂系统中各自由度之间的动态耦合效应。

## 2 自组织模糊径向基神经网络控制器设计(Design of self-organizing fuzzy radial basis function neural network controller)

### 2.1 模糊控制器设计

本文以两自由度的机械臂为研究对象。以 $e_i(k)$ 、 $ec_i(k)$ 分别代表机械臂系统第 $i$ 个自由度的角度(或位置)误差和误差变化率, $\theta_{di}(k)$ 、 $\theta_{vi}(k)$ 分别代表机械臂系统第 $i$ 个自由度的角度(或位置)输入设定值和输出实际值。定义它们的隶属函数均为三角形隶属函数。模糊规则表如表1所示。

表1 模糊规则表

Tab.1 Fuzzy rule table

| $\tilde{E}$ | $\tilde{EC}$ | $\tilde{U}$ |    |    |    |    |    |    |
|-------------|--------------|-------------|----|----|----|----|----|----|
| NB          | NB           | NB          | NB | NB | NM | NS | NS | ZO |
| NM          | NM           | NB          | NB | NM | NM | NS | ZO | PS |
| NS          | NS           | NM          | NM | NS | NS | ZO | PS | PM |
| ZO          | ZO           | NM          | NM | NS | ZO | PS | PM | PM |
| PS          | PS           | NM          | NS | ZO | PS | PM | PM | PB |
| PM          | PM           | NS          | ZO | PS | PM | PM | PM | PB |
| PB          | PB           | ZO          | PS | PM | PM | PM | PB | PB |

模糊控制器的输出为:

$$u_i(k) = u_i(k-1) + \Delta u_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中,  $\Delta u_i(k)$  为第 $i$ 个自由度在第 $k$ 步的采样时间中的电压增量;  $u_i(k)$ 、 $u_i(k-1)$  为第 $i$ 个自由度分别在第 $k$ 步和 $(k-1)$ 的采样时间内的系统的控制电压。

### 2.2 自组织模糊控制器设计

将系统的输出误差 $e(k)$ 与误差变化 $ec(k)$ 分割为七个模糊集合,对应到-6到6的整数值。在每一个控制步骤中,模糊控制器的输出变量,在 $EC$ 的论域上,将产生 $E$ 的两个模糊集

合,且在 $E$ 的论域上,将产生 $EC$ 的两个模糊集合。因为根据模糊规则推理出控制输出 $u(k)$ ,所以在每一个控制步骤中,有四个模糊规则被修正。每一个模糊规则的校正值与每一个模糊规则的激励强度( $\omega$ ),可用线性差补算法算得。对于多自由度的自组织模糊控制系统而言,第一条模糊规则为:

$$\begin{aligned} \bar{u}_i^l(k+1) &= \bar{u}_i^l(k) + \Delta \bar{u}_i^l(k) \\ &= \bar{u}_i^l(k) + \omega_{e_i}^l \omega_{ec_i}^l \frac{\gamma_i}{M'} \times [(1 - \xi_i) e_i(k) + \xi_i ec_i(k)] \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $i$ 表示控制系统的自由度; $\gamma$ 为学习率, $\gamma \in (0,1)$ ; $\xi \in (0,1)$ 表示 $e(k)$ 和 $ec(k)$ 之间的权重分配; $M'$ 为系统正向增益;对于控制系统的每个自由度的控制输出而言 $\frac{\gamma_i}{M'}$ 为校正权重,为研究方便令 $M'$ 为1,仅根据 $\gamma_i$ 求取校正权重, $\gamma_i$ 过大将导致大的模糊规则校正,且导致系统输出振荡。该参数仅影响系统的动态响应,而不会影响系统的稳态性能。

### 2.3 径向基神经网络算法

应用径向基神经网络算法确定学习率 $\gamma_i$ 和权重分配率 $\xi_i$ 。定义神经网络输出层为:

$$O_j = \sum_{i=1}^s \bar{\omega}_{ij} h_i = \sum_{i=1}^s \bar{\omega}_{ij} R(\|X - Z_i\|), \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中,  $h_i = R(\|X - Z_i\|)$ ,  $i=1, 2, \dots, s$ 。

$$R(\|X - Z_i\|) = \exp\left(-\frac{\|X - Z_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad i=1, 2, \dots, s$$

$$X = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_m]^T$$

$$Z_i = [z_{i1} \quad z_{i2} \quad \dots \quad z_{im}]^T, \quad i=1, 2, \dots, s$$

其中,  $\bar{\omega}_{ij}$ 为权重; $Z_i$ 为基底函数中心值; $\sigma_i$ 为标准偏差;期望输出为 $T_j^*$ ;输出层实际输出为 $O_j$ 。则RBNF的误差函数定义如下:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (T_j^* - O_j)^2 \quad (4)$$

使用梯度下降法(SDM),以最小化RBFN的误差函数,则权重修正 $\bar{\omega}_{ij}$ 可表示如下:

$$\Delta \bar{\omega}_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \bar{\omega}_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial e_j} \cdot \frac{\partial e_j}{\partial \bar{\omega}_{ij}} = -\eta e_j h_i \quad (5)$$

RBFN的基底函数中心值 $Z_i$ 修正量可表示如下:

$$\Delta Z_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial Z_i} = -\eta \sum_{j=1}^n e_j \bar{\omega}_{ij} h_i \frac{X - Z_i}{\sigma_i^2} \quad (6)$$

基底函数标准偏差 $\sigma_i$ 的修正量可表示如下:

$$\Delta \sigma_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \sigma_i} = -\eta \sum_{j=1}^n e_j \bar{\omega}_{ij} h_i \frac{\|X - Z_i\|^2}{\sigma_i^3} \quad (7)$$

其中,  $\eta$ 为RBFN的学习率。

权重 $\bar{\omega}_{ij}$ 、中心值 $Z_i$ 、标准偏差值 $\sigma_i$ 的更新如下:

$$\bar{\omega}_{ij}(k+1) = \bar{\omega}_{ij}(k) + \Delta \bar{\omega}_{ij}(k) \quad (8)$$

$$Z_i(k+1) = Z_i(k) + \Delta Z_i(k) \quad (9)$$

$$\sigma_i(k+1) = \sigma_i(k) + \Delta \sigma_i(k) \quad (10)$$

应用梯度下降法修正RBFN的参数,使系统在每一个采样时间的步骤中,重新定义误差函数,则系统的控制误差函数为:

$$E_p^* = \frac{1}{2} \sum_j (r_{pj} - y_{pj})^2 \quad (11)$$

其中,  $r_{pj}$  为系统的参考输入(即  $e$  和  $ec$ );  $y_{pj}$  为系统的输出响应(即  $\gamma$  和  $\xi$ )。当  $E_p^*$  趋近于零时,则每一步骤的误差最小化的目标即可达成,因此将目标最小化,则其EBFN的基底函数权重向量修正量  $\bar{\omega}_{ij}$  表示如下:

$$\frac{\partial E_p^*}{\partial \bar{\omega}_{ij}} = \sum_j \left( \frac{\partial E_p^*}{\partial y_{pj}} \right) \left( \frac{\partial y_{pj}}{\partial O_{pj}} \right) \left( \frac{\partial O_{pj}}{\partial \bar{\omega}_{ij}} \right) \quad (12)$$

$$\Delta \bar{\omega}_{ij} = -\eta \sum_p \frac{\partial E_p^*}{\partial \bar{\omega}_{ij}} \quad (13)$$

L-M算法是牛顿法的变形,用以最小化非线性函数平方和的函数,非常适用于性能指标是均方差的类神经网络训练。本文应用L-M算法的概念,将所定义的误差函数最小化,搜索出网络参数值的及时修正量,以改进梯度下降法的收敛性,达到系统控制的目的。误差函数由(4)变成:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n e_j^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (T_j^* - O_j^*)^2 = \frac{1}{2} e^T e \quad (14)$$

RBFN的权重修正量  $\bar{\omega}_{ij}$  可表示为:

$$\bar{\omega}_{ij} = -[J^T(\bar{\omega}_{ij})J(\bar{\omega}_{ij}) + \mu_k I]^{-1} J^T(\bar{\omega}_{ij})e(\bar{\omega}_{ij}) \quad (15)$$

其中,  $J$  为误差的偏微分;  $\mu_k$  为调整系数。当  $\mu_k$  下降到0时,算法变成高斯-牛顿法。演算开始时,  $\mu_k$  取小值,如果某一步不能减少误差值,则将  $\mu_k$  乘一个大于1的因子  $\vartheta$ ; 如果某一步减少误差,则  $\mu_k$  除以  $\vartheta$ 。

定义基底函数中心值  $Z_i$  修正量为:

$$\Delta Z_i = -[J^T(Z_i)J(Z_i) + \mu_k I]^{-1} J^T(Z_i)e(Z_i) \quad (16)$$

基底函数标准偏差  $\sigma_i$  修正量为:

$$\Delta \sigma_i = -[J^T(\sigma_i)J(\sigma_i) + \mu_k I]^{-1} J^T(\sigma_i)e(\sigma_i) \quad (17)$$

综上所述,自组织模糊径向基神经网络控制器的结构图如图1所示。

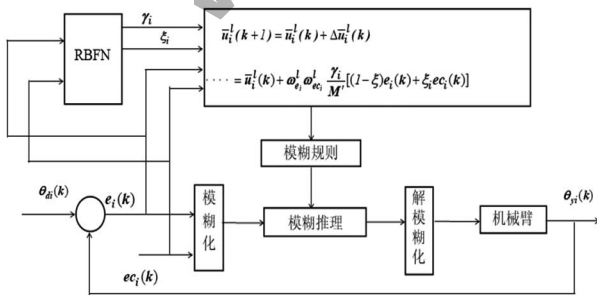


图1 自组织模糊径向基神经网络控制器的结构图

Fig.1 The structure of self-organizing fuzzy radial basis function neural network controller

### 3 仿真(Simulation)

机械臂系统各轴参数选择如下:第一轴的质量为2kg,第二轴的质量为3kg,第一轴的长度为0.4m,第二轴的长度为0.6m,两轴的振动设为  $R_1 = 12^\circ \sin(2\pi t/T)$ ,  $R_2 = 18^\circ \sin(2\pi t/T)$ , 周期  $T$  为3s, 采样时间为0.005s。根据系统的动态特性,模糊控制器的隶属函数的参数,选择为:  $s_{11}=10$ ,  $s_{21}=1$ ,  $s_{31}=54$ ,  $s_{12}=10$ ,  $s_{22}=1$ ,  $s_{32}=30$ 。SOFc的学习率  $\gamma=0.8$ , 权重分配  $\xi_i=0.5$ ,  $i=1,2$ 。对SFRBNC的参数选择, RBFN的隐含层为40。输出向量  $X(k)$  表示如下:

$$X(k) = [\theta_{d1}(k) \quad e_1(k) \quad \theta_{d2}(k) \quad e_2(k)]^T \quad (18)$$

输出神经元  $O_i$ ,  $i=1,2$ 。

其中,  $O_1 = u_1(k)$ ,  $O_2 = u_2(k)$ , 初始值皆设为0, 以表示机械臂系统的动态耦合效应从0开始。根据系统的动态特性,质量中心的初始值设为  $Z_i=25$ , 标准偏差的初始值设为  $\sigma_i=20$ , 权重的初始值设为  $\bar{\omega}_{ij}(k)=0.2$ 。

使用SOFc、SFRBNCs(应用梯度下降法)和SFRBNCL(应用L-M算法)控制机械臂系统各轴的最大误差、均方根误差结果列于表2中。

从表2中数据可见,使用SFRBNCL来控制机械臂系统其最大误差及均方根误差皆小于使用SOFc和SFRBNCs控制。仿真结果表明SFRBNCL的控制性能优于SOFc和SFRBNCs控制性能,证明了该控制器设计的有效性。

表2 仿真结果

Tab.2 Simulation results

| 方法比较量 | SOFc   |        | SFRBNCs |        | SFRBNCL |        |
|-------|--------|--------|---------|--------|---------|--------|
|       | 最大误差   | 均方根误差  | 最大误差    | 均方根误差  | 最大误差    | 均方根误差  |
| 关节1   | 0.837  | 0.059  | 0.0142  | 0.0093 | 0.0057  | 0.0039 |
| 关节2   | 0.2120 | 0.0926 | 0.0113  | 0.0079 | 0.0067  | 0.0037 |

### 4 结论(Conclusion)

本文针对机械手臂系统设计了自组织模糊径向基神经网络控制器,研究将径向基神经网络算法导入自组织模糊控制器中,以便及时调整学习率和权重分配,来改善系统控制性能。将SFRBNC中的收敛算法梯度下降法用L-M算法取代,以进一步提升系统的控制性能,仿真结果表明了其改善控制品质的有效性。

### 参考文献(References)

- [1] 王刚,孙太任,丁胜培.动态受限机械臂的局部加权学习控制[J].系统仿真学报,2019,31(4):733-739.