2021年12月 Journal of Shijiazhuang Tiedao University(Natural Science Edition) Dec. 2021

# 基于粒子群 RBF 神经网络的双关节机械臂系统控制

郑明军1, 兰庆洋1, 吴文江2

(1. 石家庄铁道大学 机械工程学院,河北 石家庄 050043; 2. 石家庄铁道大学 教务处,河北 石家庄 050043) 摘要:针对 RBF 神经网络算法用于控制时难以求解网络隐含层参数中心向量 c 和标准化常数 b 的问题,提出基于粒子群参数优化的 RBF 神经网络(PSO-RBF 神经网络)控制方法。建立旅客列车自动上水装置双关节机械臂动力学模型,将粒子群算法与 RBF 神经网络控制机械臂动力学特性结合,在连续空间快速搜索网络隐含层参数最优解,得到 PSO-RBF 神经网络控制方法;建立针对双关节机械臂的 PSO-RBF 神经网络控制系统并进行仿真,与基于遗传算法调节隐含层参数的 RBF 神经网络控制方法进行对比和分析。研究表明,采用 PSO-RBF 神经网络控制方法可以有效避免机械臂控制失效,能够使肩关节和肘关节响应时间缩短 52%和 47%,最大稳态误差减小 49%和 58%,平均稳态误差减小 54%和 55%。

关键词:旅客列车自动上水装置;双关节机械臂;径向基神经网络;粒子群算法中图分类号:TP183 文献标志码:A 文章编号:2095-0373(2021)04-0046-07

### 0 引言

随着高速铁路的快速发展,我国旅客列车时速从最早的几十 km 发展到如今的 350 km,旅客列车运行速度快速发展的同时也暴露出很多问题,其中旅客列车上水工作是铁路旅客运输的一个重要环节,高效的上水作业可以保证列车的良好运行,同时为旅客的出行用水提供保障,但旅客列车上水技术仍停留在原始人工上水状态,存在工人劳动强度大、工作效率低下、水资源浪费严重等问题。为此,提出一种自动上水装置来实现旅客列车自动上水工作。根据铁路路基设计要求,设计旅客列车自动上水装置安装在列车股道间的上水井附近,在列车进站后对车厢进行自动上水工作。通常旅客列车站停时间  $6\sim8$  min,上水间隔  $4\sim6$  h。按照机车车辆行业标准,旅客列车 A、B型注水口外径最小值 30 mm,上水装置接头内径设计为 32 mm,中心位置对接精度  $\pm1$  mm。列车上水有效时间短和上水对接精度高要求自动上水装置机械臂的轨迹控制速度与精度较高,经过调查与统计,目前尚未有上水装置可以满足列车自动上水要求。因此,机械臂控制系统的研究作为自动上水装置工作的关键技术,其运动控制快捷性和精准性的实现对于降低工人劳动强度、减少站停时间、降低能源消耗、提高给水自动化水平以及提升供水的可靠性和服务水平具有重要意义。

近年来国内外众多学者在机械臂的控制方面做了很多研究,有神经网络控制[1-2]、模糊控制[3-5]、滑膜控制[6-8]、迭代学习控制[9]等。其中对于 RBF 神经网络用于控制机械臂运动时隐含层参数难以求解这一问题的研究较少,如:刘凌等[1]采用了遗传算法和梯度下降法分别对神经网络隐含层参数进行寻优。翟莹莹等[2]使用改进的聚类算法设定隐含层中心向量,再采用方差度量法计算隐含层基函数的标准化常数,实验结果表明其提出的基于参数优化的 RBF 神经网络具有良好的逼近效果和泛化能力。Saeid et al[10]利用遗传算法对神经网络隐含层超参数进行优化,使超参数相对应变能误差降低近 50%。

以上关于神经网络参数优化的研究都是多个阶段进行学习寻优,求解的神经网络参数最优值具有偶然性,这对于机械臂运动的控制精度和控制速度影响较大。因此利用粒子群优化算法参数少和全局搜索

收稿日期:2021-09-01 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztddxxbzrb.20210185

基金项目:河北省自然科学基金(E2017210166);河北省教育厅资助科研项目(ZD2020320)

作者简介:郑明军(1971—),男,教授,研究方向为机械设计。E-mail:zjwk321@163.com

郑明军,兰庆洋,吴文江.基于粒子群 RBF 神经网络的双关节机械臂系统控制[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2021,34(4):46-52.

性能良好等特点,将 RBF 神经网络控制方法与其相结合,根据控制机械臂运动过程中肩关节角度实际误差作为粒子群粒子取值,实际误差中的个体最小误差和全体最小误差分别作为粒子群算法个体极值和群体极值来搜寻参数中心向量 c 和标准化常数 b 的最优值,完成控制系统中的神经网络参数同步寻优。

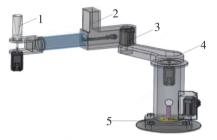
## 1 双关节机械臂系统动力学模型

考虑到机械臂工作过程中会存在摩擦力和外加扰动,双关节机械臂系统动力学模型为

$$\mathbf{M}(q)\ddot{q} + \mathbf{V}(q,\dot{q})\dot{q} + \mathbf{G}(q) + \mathbf{F}(\dot{q}) + \mathbf{\tau}_d = \mathbf{\tau}$$
(1)

式中,M(q)为  $n\times n$  阶正定惯性矩阵;V(q,q)为  $n\times n$  阶惯性矩阵;G(q)为  $n\times 1$  阶惯性向量;F(q)为摩擦力向量; $\tau_d$  为未知外加干扰; $\tau$  为控制力矩输入;q 为机械臂实际位置角运动轨迹;q 为机械臂角速度;q 为机械臂角加速度。

自动上水装置结构如图 1 所示。双关节刚性机械臂示意如图 2 所示。图 2 中  $l_1$  为连杆 1 的长度, $l_2$  为连杆 2 的长度, $m_1$  为连杆 1 的质量, $m_2$  为连杆 2 的质量, $q_1$  是关节 1 的位置角, $q_2$  是关节 2 的位置角。



1.上水接头; 2.视觉识别装置; 3.肘关节; 4.肩关节; 5.基座。

图 1 自动上水装置结构图

# $\frac{1}{0}$ $\frac{l_1}{l_1}$ $\frac{1}{m_1}$ $\frac{1}{m_2}$ $\frac{1}{m_1}$ $\frac{1$

图 2 两自由度机械臂示意图

# 2 PSO-RBF 神经网络控制系统设计

### 2.1 PSO-RBF 神经网络控制器设计

RBF 神经网络的结构如图 3 所示,它是具有单隐层的前向网络。输入层神经元传递输入信号到隐含层,隐含层神经元由高斯激活函数(RBF 网络函数)构成,隐含层神经元中的 RBF 网络函数对输入信号在局部产生响应,当输入信号靠近函数作用的中央范围时,隐含层神经元将产生较大的输出,体现出作用函数的局部逼近能力,输出层神经元是简单线性函数。

RBF 网络函数为

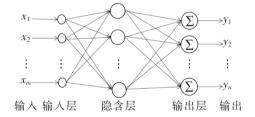


图 3 RBF 神经网络的结构

$$h_i = \exp\left(\frac{\parallel x - \mathbf{c}_i \parallel^2}{2h^2}\right) \tag{2}$$

式中,x 为网络的输入信号;i 为网络隐含层第 i 个神经元; $c_i$  为网络隐含层第 i 个神经元的中心向量;b 是网络隐含层神经元的标准化常数。

隐含层参数中心向量 c 和标准化常数 b 的选取对控制系统控制精度和稳定性影响较大。传统 RBF 神经网络采用均值聚类算法求解中心向量 c,将训练样本集合中的输入向量分为若干组,在每个数据组内找出径向基函数的中心向量,使组内各样本向量距该组中心的距离最小,标准化常数 b 根据控制系统的仿真结果由人为调整得出。

$$f_{(r)} = \mathbf{W}^{*T} \mathbf{h}_{(r)} + \varepsilon \tag{3}$$

式中, $W^*$  为网络的理想权值向量;h 为网络的高斯基函数输出, $h = [h_i]^T$ ; $\epsilon$  为网络的逼近误差, $\epsilon \leqslant \epsilon_N$ 。 定义跟踪误差为

$$e(t) = q_d(t) - q(t) \tag{4}$$

式中,q<sub>d</sub> 为机械臂运动的理想位置角轨迹。

误差函数定义为

$$r = \dot{e} + \Lambda e$$
 (5)

式中 $, \Lambda = \Lambda^{\mathrm{T}}$ 且为正定矩阵 $, e = [e_1, e_2]^{\mathrm{T}}$ 。

机械臂速度定义为

$$\dot{q} = -\mathbf{r} + \dot{q}_d + \mathbf{\Lambda}\mathbf{e} \tag{6}$$

将式(6)代入式(1)整理得

$$\dot{\mathbf{Mr}} = \mathbf{M}(\ddot{q}_d + \mathbf{\Lambda}\dot{\mathbf{e}}) - \mathbf{C}_r + \mathbf{C}(\dot{q}_d + \mathbf{\Lambda}\mathbf{e}) + \mathbf{G} + \mathbf{F} + \mathbf{\tau}_d - \mathbf{\tau}$$
(7)

令

$$f_x = \mathbf{M}(\ddot{q}_d + \Lambda \dot{\mathbf{e}}) + \mathbf{C}(\dot{q}_d + \Lambda \mathbf{e}) + \mathbf{G} + \mathbf{F}$$
(8)

将式(8)代入到式(7)整理得

$$\dot{\mathbf{Mr}} = -\mathbf{C}_r + f_x + \mathbf{\tau}_d - \mathbf{\tau} \tag{9}$$

机械臂实际工作中模型不确定项  $f_x$  未知,采用 RBF 神经网络对不确定项  $f_x$  进行逼近,根据式(8),取神经网络的输入为  $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} e^{\mathrm{T}} & \dot{e}^{\mathrm{T}} & q_{d}^{\mathrm{T}} & \ddot{q}_{d}^{\mathrm{T}} \end{bmatrix}$ 。

RBF 神经网络的输出为

$$\hat{f}(x) = \hat{\mathbf{W}}^{\mathsf{T}} \varphi(x) \tag{10}$$

取  $\widetilde{W}=W-\hat{W},\widetilde{W},W,\hat{W}$  分别为网络权值的误差值、实际值和近似值向量。设计控制律为

$$\tau = \hat{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}} \varphi(x) + K_{v} \mathbf{r} - v \tag{11}$$

式中,v 为用于克服神经网络逼近误差 $\varepsilon$  的鲁棒项,设计为

$$v = -(\varepsilon_N + b_d) \operatorname{sgn}(r) \tag{12}$$

神经网络自适应律为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}} = \mathbf{F}_{\boldsymbol{\varphi}} \mathbf{r}^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

将控制率式(11)代入式(9)得

$$\dot{\mathbf{Mr}} = -(K_v + C)\mathbf{r} + \hat{\mathbf{W}}^T \varphi(x) + \varepsilon + \tau_d + v \tag{14}$$

定义 Lyapunov 函数为

$$L = \frac{1}{2} \mathbf{r}^{\mathrm{T}} \mathbf{M} \mathbf{r} + \frac{1}{2} t \mathbf{r} (\widetilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}} \mathbf{F}^{-1} \widetilde{\mathbf{W}})$$
 (15)

对式(15)求导并将式(14)代入得

$$\dot{L} = -\mathbf{r}^{\mathrm{T}} K_{v} \mathbf{r} + \frac{1}{2} \mathbf{r}^{\mathrm{T}} (\dot{\mathbf{M}} - 2\mathbf{C}) \mathbf{r} + t \mathbf{r} \widetilde{\mathbf{W}}^{\mathrm{T}} (\mathbf{F}^{-1} \dot{\widetilde{\mathbf{W}}} + \varphi \mathbf{r}^{\mathrm{T}}) + \mathbf{r}^{\mathrm{T}} (\varepsilon + \tau_{d} + v)$$
(16)

$$\dot{L} = -\mathbf{r}^{\mathrm{T}} K_{\tau} \mathbf{r} + \mathbf{r}^{\mathrm{T}} (\varepsilon + \mathbf{\tau}_{d} + v) \tag{17}$$

由于

$$\mathbf{r}^{\mathsf{T}}(\varepsilon + \mathbf{\tau}_d + v) = \mathbf{r}^{\mathsf{T}}(\varepsilon + \mathbf{\tau}_d) + \mathbf{r}^{\mathsf{T}}v = \mathbf{r}^{\mathsf{T}}(\varepsilon + \mathbf{\tau}_d) - ||\mathbf{r}||(\varepsilon_N + b_d) \leq 0$$
(18)

则  $\dot{L} \leqslant 0$ ,由于  $L \geqslant 0$ , $\dot{L} \leqslant 0$ ,则 L 有界,从而  $\widetilde{W}$  有界。

### 2.2 基于粒子群算法的神经网络参数自寻优

神经网络中心参数自寻优通过设置参数取值范围,设定粒子群粒子个数,并将 RBF 神经网络自适应算法控制机械臂运动过程中肩关节角度实际误差作为粒子群粒子取值,个体最小误差和全体最小误差作为粒子群个体极值和群体极值来搜寻参数最优值。神经网络参数自寻优流程图如图 4 所示。

算法具体步骤为:

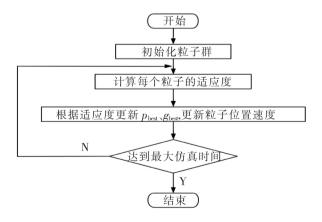


图 4 神经网络参数自寻优流程图

Step1: 初始化 N 个粒子的取值和粒子更新速度。每个粒子(pop= $c_1,c_2,c_3,c_4,c_5,b$ ) 是一个向量,包 含中心向量和标准化常数的取值,设定粒子群的取值范围,粒子在各自取值范围内随机分布且分布均匀。 粒子的初始更新速度 V(N,:)=0.1 rand(N,6).

Step2:每个粒子中心向量和标准化常数的取值传递给 RBF 神经网络控制模块进行机械臂的轨迹运 动控制,粒子当前步长运行结束后肩关节实际位置与理想位置的误差值作为粒子的适应度 fit。

Step3:对N个适应度进行排序,最小适应度对应的粒子作为粒子群群体最优  $g_{leg}$ ,初始化的粒子作 为个体最优  $i_{\text{best}}$  。粒子速度更新和个体更新公式分别为

$$V(N, :) = \omega V(N, :) + d_1 \mathbf{r}_1 (i_{\text{best}}(N, :) - \text{pop}(N, :)) + d_2 \mathbf{r}_2 (g_{\text{best}} - \text{pop}(N, :))$$
(19)

$$pop(N, :) = pop(N, :) + 0.3V(N, :)$$
(20)

式中,惯性因子  $\omega$  取值 0.1;学习因子  $d_1$  和  $d_2$  取值 2;参数  $r_1$  和  $r_2$  取值 rand(1)

Step4: 粒子群按照神经网络仿真步长进行寻优,每次循环将当前步长下的最优值传递给控制模块进 行机械臂的轨迹跟踪控制,循环终止条件为仿直时间结束。

综上,PSO-RBF 神经网络控制系统流程如图 5 所示。

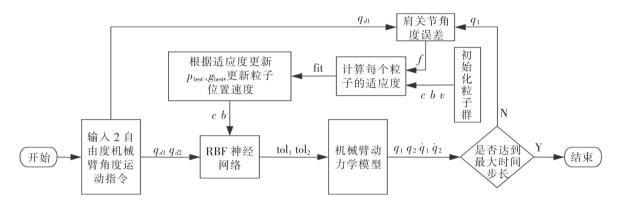


图 5 PSO-RBF 神经网络控制系统流程图

### 控制系统仿真分析

为了验证 PSO-RBF 神经网络控制方法的有效性,对双关节机械臂进行仿真验证。式(1)中各参数计 算公式为

$$\mathbf{M}(q) = \begin{bmatrix} p_1 + p_2 + 2p_3 \cos q_2 & p_2 + p_3 \cos q_2 \\ p_2 + p_3 \cos q_2 & p_2 \end{bmatrix}$$
(21)

$$\mathbf{M}(q) = \begin{bmatrix} p_1 + p_2 + 2p_3 \cos q_2 & p_2 + p_3 \cos q_2 \\ p_2 + p_3 \cos q_2 & p_2 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{V}(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -p_3 \dot{q}_2 \sin q_2 & -p_3 (\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \sin q_2 \\ p_3 \dot{q}_1 \sin q_2 & 0 \end{bmatrix}$$
(21)

$$G(q) = \begin{bmatrix} p_4 g \cos q_1 + p_5 g \cos(q_1 + q_2) \\ p_5 g \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix}$$
 (23)

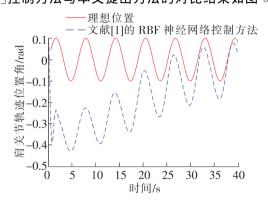
$$\mathbf{F}(\dot{q}) = 0.2 \operatorname{sgn}(\dot{q}) \tag{24}$$

$$\boldsymbol{\tau}_d = \begin{bmatrix} 0. \ 1\sin(t) & 0. \ 1\sin(t) \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{25}$$

式中, $p_1 = (m_1 + m_2) l_1^2$ ; $p_2 = m_2 l_2^2$ ; $p_3 = m_2 l_1 l_2$ ; $p_4 = (m_1 + m_2) l_1$ ; $p_5 = m_2 l_2$ 。根据旅客列车自动上水装 置设计要求,设定双关节机械臂相关参数为  $l_1 = 1.2 \text{ m}, l_2 = 0.95 \text{ m}, m_1 = 2.5 \text{ kg}, m_2 = 1.25 \text{ kg}, g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 。 神经网络控制模块输入取  $\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} e & e & q_d & qd & qd \end{bmatrix}$ ,系统的初始状态为 $\begin{bmatrix} q_1 & q_1 & q_2 & q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0.1 & 0 \end{bmatrix}$ ,2 个关节的角度控制指令分别为  $q_{1d}=0.1\sin t$ ,  $q_{2d}=0.1\sin t$ , 控制参数取  $K_V=\mathrm{diag}\{20,20\}$ ,  $F=\mathrm{diag}\{1.5,$  $\{1,5\}$ ,  $A = \text{diag}\{5,5\}$ , 鲁棒项中  $\epsilon_N = 0.2$ ,  $b_d = 0.1$  。粒子个数 N 取值 3, 粒子取值范围为[-100,100], 仿 真结果如下:

(1)为验证 PSO-RBF 神经网络控制系统可以避免机械臂控制失效的有效性,设定参数取值并用文献

[1]的 RBF 神经网络控制方法进行机械臂轨迹控制仿真,粒子取值为[50 1 5 10 15 20]时,文献 [1]控制方法与本文提出方法的对比结果如图 6 和图 7 所示。



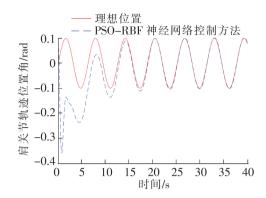


图 6 RBF 神经网络控制方法下肩关节轨迹位置

图 7 PSO-RBF 神经网络控制方法下肩关节轨迹位置

从图 6 和图 7 可以得出,PSO-RBF 神经网络控制方法可以根据实际误差的大小不断调整参数的取值,有效避免机械臂控制失效的情况发生。

(2)为探寻 PSO-RBF 神经网络参数的最优解,将粒子取值范围的上下限都设为在传统控制系统下失效的情况,粒子的个数设置为 3,进行仿真计算,仿真结果如图  $8\sim$ 图 11 所示。

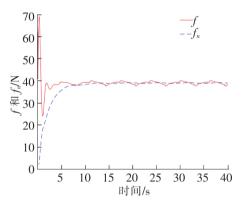


图 8 粒子 1 作用下 2 关节的不确定项 f 和神经网络逼近输出 f,

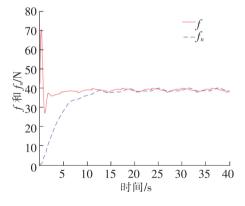


图 10 粒子 3 作用下 2 关节的不确定 项 f 和神经网络逼近输出 f,

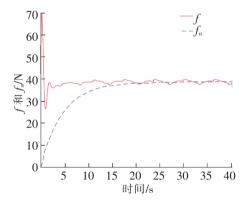


图 9 粒子 2 作用下 2 关节的不确定项 f 和神经网络逼近输出 f,

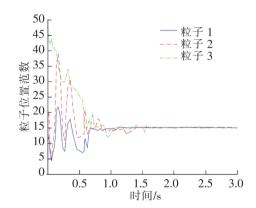
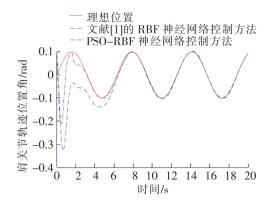


图 11 粒子群各粒子位置范数变化

从图  $8\sim$ 图 10 可以看出,不同粒子作用下的 PSO-RBF 神经网络均能实现对不确定项的逼近,粒子 1 作用下机械臂达到稳态的时间更短,从图 11 中各粒子取值的变化也验证这一观点。将粒子最优解赋值给 PSO-RBF 神经网络控制系统,并与文献 [1] 中 RBF 神经网络控制系统进行仿真对比,仿真对比结果如图 12 、图 13 所示。



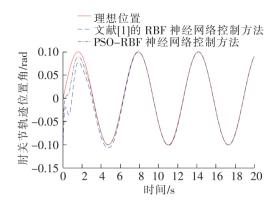


图 12 肩关节在不同控制方法下的轨迹位置

图 13 肘关节在不同控制方法下的轨迹位置

由表 1 可知,在控制系统的响应时间上,文献[1]的 RBF 神经网络控制下系统响应时间较长,肩关节和肘关节的响应时间分别为 1.86 s 与 1.78 s,PSO-RBF 神经网络控制下系统响应时间较短,肩关节和肘关节的响应时间分别为 0.89 s 与 0.94 s;在控制系统的控制精度上,机械臂轨迹逼近趋于稳态后,文献 [1]的 RBF 神经网络控制下的最大稳态误差和平均稳态误差较大,肩关节和肘关节的最大稳态误差分别为 5.72×10<sup>-4</sup> rad 与 3.25×10<sup>-4</sup> rad,平均稳态误差分别为 5.46×10<sup>-6</sup> rad 与 -2.57×10<sup>-6</sup> rad, PSO-RBF 神经网络控制下最大稳态误差较小,肩关节和肘关节的最大稳态误差分别为 2.89×10<sup>-4</sup> rad 与 1.37×10<sup>-4</sup> rad,平均稳态误差较小,肩关节和肘关节的最大稳态误差分别为 2.89×10<sup>-4</sup> rad 与 1.37×10<sup>-4</sup> rad,平均稳态误差分别为 2.49×10<sup>-6</sup> rad 与 -1.15×10<sup>-6</sup> rad。经对比,PSO-RBF 神经网络控制方法将自动上水装置肩关节和肘关节的响应时间缩短 52%和 47%,最大稳态误差减小 49%和 58%,平均稳态误差减小 54%和 55%,结果表明 PSO-RBF 神经网络控制方法能够实现良好的控制效果。

控制方法	关节	响应时间/s	最大稳态误差/(10 <sup>-4</sup> rad)	平均稳态误差/(10 <sup>-6</sup> rad)
文献[1]的 RBF 神经网络控制	肩关节	1.86	5.72	5.46
	肘关节	1.78	3.25	-2.57
PSO-RBF 神经网络控制	肩关节	0.89	2.89	2.49
	肘关节	0.94	1.37	-1.15

表 1 仿真数据对比分析表

### 4 结论

以旅客列车自动上水装置的双关节机械臂为研究对象,提出 PSO-RBF 神经网络控制方法,针对双关节机械臂建立 PSO-RBF 神经网络控制系统,与文献[1]基于遗传算法调节隐含层参数的 RBF 神经网络控制方法进行对比和分析,得到以下主要结论:

- (1) PSO-RBF 神经网络控制方法能够有效解决 RBF 神经网络因径向基函数参数设定不准确而导致 隐含层映射失效的问题,通过全局寻优控制系统参数最优值。将粒子群算法与 RBF 神经网络算法结合应 用于机械臂运动控制,拓展了粒子群算法的应用领域,这可为其他控制方法的优化提供借鉴。
- (2) PSO-RBF 神经网络控制方法在双关节机械臂运动控制中具有较好的响应速度和收敛精度,其中肩关节和肘关节响应时间缩短 52%和 47%,最大稳态误差减小 49%和 58%,平均稳态误差减小 54%和 55%。提出的双关节机械臂控制方法显著提高了机械臂运动控制的快捷性和稳定性,为后续旅客列车自动上水装置研制奠定了重要的控制理论基础。

# 参考文献

- [1]刘凌,李志成,张莹. 面向双关节机械臂的参数可调 RBF 神经网络控制[J]. 西安交通大学学报,2021,55(4):1-7.
- [2]翟莹莹,左丽,张恩德.基于参数优化的 RBF 神经网络结构设计算法[J]. 东北大学学报(自然科学版)2020,132(11). 122-126.
- [3]吴爱国,吴绍华,董娜. 机械臂非奇异快速终端滑模模糊控制[J]. 浙江大学学报(工学版),2019,53(5):862-871.

- [4]马驰骋,罗亚军,张希农,等.基于模糊 PID 控制器的变质量-柔性梁结构振动主动控制[J]. 振动与冲击,2018,37(23): 197-203.
- [5]张潮,郭京波,张海东,等. 基于模糊 PID 的盾构土仓压力控制研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版),2019,32 (3):82-88.
- [6]王宏,郑天奇. 基于滑模补偿的六轴机械臂 RBF 网络自适应控制[J]. 东北大学学报(自然科学版),2017,38(11): 1601-1606.
- 「7]吴爱国,韩俊庆,董娜. 基于极局部模型的机械臂自适应滑模控制「J]. 吉林大学学报(工学版),2020,50(5):1905-1912.
- [8]黄卫红,路永婕,王子晨,等. 基于 LTR 动态预测的重载车辆防侧翻滑膜控制研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版),2021,34(1);22-28.
- [9]钱美容,蒋近. CD 播放器机械臂轨迹跟踪的鲁棒自适应迭代学习控制[J]. 计算机集成制造系统,2019,25(3):682-691.
- [10] Saeid N, Cosmin A, Timon R. 利用遗传算法优化神经网络超参数(英文)[J]. Journal of Zhejiang University-Science A (Applied Physics & Engineering),2021,22(6);407-426.

# Control of Dual-Joint Manipulator System Based on Particle Swarm RBF Neural Network

Zheng Mingjun<sup>1</sup>, Lan Qingyang<sup>1</sup>, Wu Wenjiang<sup>2</sup>

- (1. School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China; 2. Office of Academic Affairs, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)
- Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to obtain the center vector c and the standardization constant b of the hidden layer parameters when RBF neural network algorithm is used for control, a RBF neural network control method based on particle swarm optimization (PSO-RBF neural network) was proposed. A dynamic model of a double-joint mechanical arm of an automatic water feeding device of a passenger train was established, and a PSO-RBF neural network control method was obtained by combining a particle swarm optimization algorithm and a RBF neural network to control the dynamic characteristics of the mechanical arm and rapidly searching the optimal solution of network hidden layer parameters in a continuous space. The PSO-RBF neural network control system for the dual-joint manipulator was established and simulated, and compared with the RBF neural network control method based on genetic algorithm to adjust the hidden layer parameters. The results show that the PSO-RBF neural network control method can effectively avoid the control failure of the manipulator, and can reduce the response time of the shoulder and elbow joints by 52% and 47%, the maximum steady-state error by 49% and 58%, and the average steady-state error by 54% and 55%.

**Key words:** automatic water-feeding device for passenger train; dual-joint manipulator; radial basis function neural network; particle swarm optimization algorithm