

孙浩. 采用混合算法优化神经网络滑模控制的机器人跟踪误差[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2023, 38(3):34-41. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.03.005

SUN H. On Robot Tracking Error Using Hybrid Algorithm to Optimize Neural Network Sliding Mode Control [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 38(3):34-41. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2023.03.005

# 采用混合算法优化神经网络滑模控制的 机器人跟踪误差

孙浩

(广西大学 商学院, 广西 南宁 530004; 连云港职业技术学院, 江苏 连云港 222069)

**摘要:** 为了避免机器人关节角位移受外界影响, 提高运动轨迹的跟踪精度, 采用混合算法优化神经网络滑模控制器, 并对优化后的控制器进行仿真验证. 建立机器人平面简图模型, 利用拉格朗日定理推导出机器人关节运动方程式, 采用神经网络算法构建 RBF 神经网络自适应滑模控制系统. 为了增强控制系统的稳定性, 削弱外界波形对机器人运动轨迹的干扰, 利用粒子群算法和差分进化算法在线优化 RBF 神经网络滑模控制律参数, 设计了改进 RBF 神经网络滑模可调参数的自适应控制律, 保证机器人控制系统的稳定性. 通过 MATLAB 软件进行仿真实验, 并且与优化前机器人关节角位移输出误差形成对比. 仿真结果显示: 随着干扰波形幅度的增大, 采用神经网络滑模控制器, 机器人关节输出角位移误差逐渐增大, 系统不稳定, 而采用混合算法优化神经网络滑模控制器, 系统反应速度较快, 机器人关节输出角位移误差较小. 机器人采用混合算法优化神经网络控制器, 能够提高控制系统的抗干扰能力, 稳定性较好, 输出精度较高.

**关键词:** 混合算法; 机器人; 神经网络; 运动轨迹; 仿真

**中图分类号:** TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9102(2023)03-0034-08

## On Robot Tracking Error Using Hybrid Algorithm to Optimize Neural Network Sliding Mode Control

SUN Hao

(School of Business, Guangxi University, Nanning 530004, China; Lianyungang Technical College, Lianyungang 222069, China)

**Abstract:** In order to avoid the influence of the outside world on the angular displacement of the robot joint and improve the tracking accuracy of the trajectory, a hybrid algorithm is used to optimize the neural network sliding mode controller, and the optimized controller is verified by simulation. The plane sketch model of the robot is established, the motion equation of the robot joint is deduced by Lagrange's theorem, and the RBF neural network adaptive sliding mode control system is constructed by using the neural network algorithm. In order to enhance the stability of the control system and weaken the disturbance of external waveforms to the trajectory of the robot, the sliding mode control law parameters of RBF neural network are optimized online by using particle swarm optimization and differential evolution algorithm, and an adaptive control law with improved sliding mode adjustable parameters of RBF neural network is designed to ensure the stability of the robot control system. The simulation experiment is carried out by MATLAB software, and the error of joint angular displacement output is

compared with that before optimization. The simulation results show that with the increase of disturbance waveform amplitude, the output angular displacement error of the robot joint increases gradually, and the system is unstable. The system response speed is faster and the output angular displacement error of the robot joint is smaller when the hybrid algorithm is used to optimize the neural network sliding mode controller. The hybrid algorithm is used to optimize the neural network controller of the robot, which can improve the anti-interference ability of the control system, and has good stability and high output precision.

**Keywords:** hybrid algorithm; robot; neural network; motion trajectory; simulation

伴随科技的发展和自动化水平的提高,机器人被广泛应用于医疗、海洋、太空及煤矿等许多领域<sup>[1-2]</sup>,极大地促进了社会发展.工业生产采用机器人替代劳动力具有许多优点:提高生产率;降低生产成本;提高产品质量等.由于工业机器人在生产时,都是按照预先编好的程序进行运动,对运动环境有一定的要求.一旦遇到紧急情况,机器人运动轨迹就会产生较大偏差,从而造成产品不合格.为了使机器人能够适应多种环境,机器人就必须能够根据外部环境做出自适应调整.因此,研究高精度、高稳定机器人控制系统,对于促进机器人技术的发展具有重要意义.

当前,智能化技术在不断地发展,机器人控制系统研究已成为各国研究的热点,国内外许多学者对机器人控制系统展开了研究.例如:文献[3-4]研究了机器人模糊 PID 控制方法,建立两关节机器人模型,在传统 PID 控制基础上添加模糊规则,设计模糊 PID 控制系统,通过在线调整 PID 控制参数,从而保持控制系统的稳定性,通过仿真输出机器人角位移精度,从而降低了控制系数输出误差;文献[5-6]研究了移动机器人神经网络滑模控制方法,设计自适应滑模控制器,采用神经网络算法逼近非线性函数,选择李雅普诺夫函数对控制器的稳定性进行证明,通过仿真验证移动机器人跟踪误差,从而提高了机器人运动轨迹跟踪精度;文献[7-8]研究了轮式移动机器人模糊滑模控制方法,提出模糊双幂次趋近律的滑模控制策略,利用模糊逻辑准则达到动态调整的趋近律参数调整功能,通过仿真验证机器人控制器输出精度,从而提高机器人关节运动轨迹的跟踪精度.但是,机器人在大干扰环境中,关节角位移运动轨迹跟踪误差较大.对此,创建了三关节机器人平面简图模型,由拉格朗日定律得出机器人动力学方程式,采用神经网络滑模控制器,通过混合算法优化神经网络滑模控制器,将优化后的控制器用于机器人关节角位移运动轨迹跟踪控制.采用 MATLAB 软件对机器人关节角位移运动轨迹跟踪误差进行仿真实验,并与优化前进行对比和分析,为提高机器人关节角位移跟踪精度研究提供理论依据.

## 1 机器人模型

机器人能够按照人类预先编排的程序进行运动,是一种自动完成工作任务的机器装置,其典型三关节机器人三维简图模型如图 1 所示.

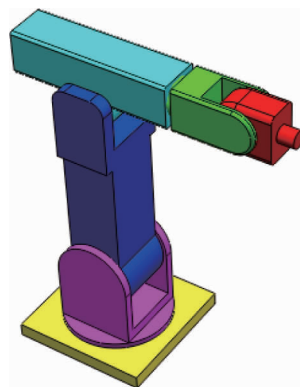


图 1 典型三关节机器人三维模型

根据拉格朗日定律,对于  $n$  关节机器人,机器人动力学方程式<sup>[9]</sup>为

$$\mathbf{M}(q)q'' + \mathbf{C}(q, q')q' + \mathbf{F}(q') + \mathbf{G}(q) + \boldsymbol{\tau}_d = \boldsymbol{\tau}. \quad (1)$$

式中: $\mathbf{M}(q)$ 为惯性矩阵; $\mathbf{G}(q)$ 为重力矩阵; $\mathbf{C}(q, q')$ 为离心力和哥氏力组成的矩阵; $\boldsymbol{\tau}$ 为控制矩阵; $\mathbf{F}(q')$ 为摩擦力矩阵; $\boldsymbol{\tau}_d$ 为干扰矩阵.

本文研究的是三关节机器人,其平面模型如图2所示.

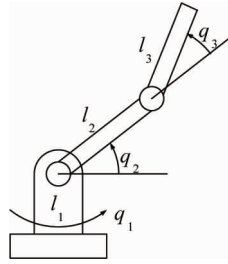


图2 典型三关节机器人平面简图

则式(1)中各参数表达式如下:

$$\mathbf{M}(q) = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{pmatrix}, \mathbf{q} = \begin{pmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{pmatrix}; \quad \boldsymbol{\tau} = \begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{pmatrix}, \boldsymbol{\tau}_d = \begin{pmatrix} \tau_{d1} \\ \tau_{d2} \\ \tau_{d3} \end{pmatrix};$$

$$h_{11} = I_{1y} + (I_{2z} - 2m_2r_2l_2 + m_2l_2^2 + m_3l_2^2) \cos^2(q_2) + (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \cos^2(q_2 + q_3) + (2m_3l_2l_3 - 2m_3l_2r_3) \cos q_2 \cos(q_2 + q_3);$$

$$h_{12} = h_{21} = h_{13} = h_{31} = 0; h_{22} = I_{2z} - 2m_2r_2l_2 + m_2l_2^2 + m_3l_2^2 \sin^2 q_2 + (I_{3z} - 2m_3l_3 + m_3l_3^2) \sin^2(q_2 + q_3) + (2m_3l_2l_3 - 2m_3l_2) \sin q_2 \sin(q_2 + q_3);$$

$$h_{23} = h_{32} = (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \sin^2(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3r_3l_2) \sin q_2 \sin(q_2 + q_3);$$

$$h_{33} = I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2;$$

$$\mathbf{C}(q, q') = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{pmatrix};$$

$$c_{11} = (- (I_{2z} - 2m_2r_2l_2 + m_2l_2^2 + m_3l_2^2) \cos q_2 \sin q_2 - (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \cos(q_2 + q_3) \sin(q_2 + q_3) - (m_3l_2l_3 - m_3l_2r_3) (\sin q_2 \cos(q_2 + q_3) + \cos q_2 \sin(q_2 + q_3))) q'_2 + (- (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \cos(q_2 + q_3) \sin(q_2 + q_3) - (m_3l_2l_3 - m_3l_2r_3) \cos q_2 \sin(q_2 + q_3)) q'_3;$$

$$c_{12} = (- (I_{2z} - 2m_2r_2l_2 + m_2l_2^2 + m_3l_2^2) \cos q_2 \sin q_2 - (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \cos(q_2 + q_3) \sin(q_2 + q_3) - (m_3l_2l_3 - m_3l_2r_3) (\sin q_2 \cos(q_2 + q_3) + \cos q_2 \sin(q_2 + q_3))) q'_1;$$

$$c_{13} = (- (I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \cos(q_2 + q_3) \sin(q_2 + q_3) - (m_3l_2l_3 - m_3l_2r_3) \cos q_2 \sin(q_2 + q_3)) q'_1;$$

$$c_{21} = -c_{12};$$

$$c_{22} = (m_3l_2^2 \sin q_2 \cos q_2 + (I_{3z} - 2m_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3l_2) (\cos q_2 \sin(q_2 + q_3) + \sin q_2 \cos(q_2 + q_3))) q'_2 + ((I_{3z} - 2m_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3l_2) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3)) q'_3;$$

$$c_{23} = ((I_{3z} - 2m_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3l_2) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3)) q'_2 + (2(I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3r_3l_2) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3)) q'_3;$$

$$c_{31} = -c_{13};$$

$$c_{32} = (2(I_{3z} - 2m_3r_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) + (m_3l_2l_3 - m_3r_3l_2) (\cos q_2 \sin(q_2 + q_3) + \sin q_2 \cos(q_2 + q_3))) q'_2 + (- (I_{3z} - 2m_3l_3 + m_3l_3^2) \sin(q_2 + q_3) \cos(q_2 + q_3) - (m_3l_2l_3 - m_3l_2) \sin q_2 \cos(q_2 + q_3)) q'_2;$$

$$c_{33} = 0;$$

$$G(q) = \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{pmatrix}, F(q') = \begin{pmatrix} 0.5\text{sgn } q'_1 \\ 0.5\text{sgn } q'_2 \\ 0.5\text{sgn } q'_3 \end{pmatrix};$$

$$g_1 = 0;$$

$$g_2 = -(m_2gr_2 - m_2gl_2 - m_3gl_2) \cos q_2 - m_3g(r_3 - l_3) \cos(q_2 + q_3);$$

$$g_3 = -m_3g(r_3 - l_3) \cos(q_2 + q_3).$$

在图2中,  $q_1, q_2, q_3$  分别为机器人关节1、关节2、关节3的角位移;  $m_1, m_2, m_3$  分别为机器人关节1、关节2、关节3的质量;  $l_1, l_2, l_3$  分别为机器人关节1、关节2、关节3的长度;  $r_1, r_2, r_3$  分别为机器人关节1、关节2、关节3的质心坐标.

## 2 神经网络滑模控制器

### 2.1 滑模控制

机器人运动轨迹跟踪误差可以定义为

$$\begin{aligned} e(t) &= q_d(t) - q(t); \\ e'(t) &= q'_d(t) - q'(t). \end{aligned} \tag{2}$$

式中:  $q_d(t)$  为机器人期望运动轨迹信号;  $q(t)$  为机器人实际运动轨迹信号.

滑模函数定义为

$$r = e' + \Lambda e. \tag{3}$$

式中:  $\Lambda = \Lambda^T > 0, \Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$  为正对角矩阵.

因此, 可以推导出<sup>[10]</sup>:

$$Mr' = -Cr - \tau + f + \tau_d. \tag{4}$$

式中:  $f = M(q'_d + \Lambda e') + C(q_d + \Lambda e) + G + F$ .

### 2.2 RBF神经网络滑模控制

径向基函数 (Radial Basis Function, RBF) 神经网络结构简单、收敛速度快, 能够逼近任意非线性函数, 其结构如图3所示. RBF神经网络结构主要包括输入层、中间层和输出层3个组成部分<sup>[11]</sup>. 采用RBF神经网络逼近不确定项  $f$ , 其网络算法<sup>[10]</sup> 方程式为

$$h_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - c_{ij}\|^2}{b_{ij}^2}\right), j = 1, 2, \dots, m; \tag{5}$$

$$f_i = w_i^T h_i + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, n. \tag{6}$$

式中:  $x_i = (e_i^T \quad e_i'^T \quad q_{di}^T \quad q_{di}'^T \quad q_{di}''^T)^T$  为第  $i$  个关节的神经网络输入;  $b_i$  为基宽参数;  $c_i$  为中心位置;  $\varepsilon_i$  为误差;  $n$  为关节数;  $h_j = (h_{j1} \quad h_{j2} \quad h_{j3} \quad h_{j4} \quad h_{jm})^T$  为径向基向量;  $m$  为隐含层神经元个数.

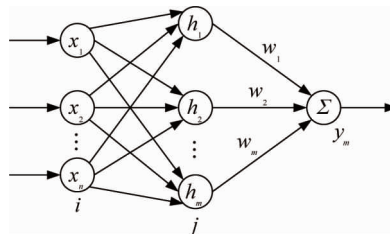


图3 RBF神经网络三层输出结构

采用RBF神经网络逼近不确定项  $f$ , 网络输出项为

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T h(x) + \varepsilon. \tag{7}$$

式中:  $\varepsilon = (\varepsilon_1 \quad \varepsilon_2 \quad \dots \quad \varepsilon_n)^T$ ;  $\hat{W}$  为网络的输出权向量.

取  $\tilde{W} = W - \hat{W}$ ,  $W$  为网络输入权向量, 则控制律转换为

$$\boldsymbol{\tau} = \hat{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(x) + K_v \mathbf{r} - v. \quad (8)$$

式中: $v$ 为逼近误差的鲁棒项.

定义神经网络控制定律为

$$\hat{\mathbf{W}}' = F \mathbf{h} \mathbf{r}^T. \quad (9)$$

将式(8)代入式(4)可得

$$M \mathbf{r}' = - (K_v + C) + \tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{h}(x) + (\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d) + v. \quad (10)$$

### 2.3 稳定性分析

根据李雅普诺夫函数<sup>[12]</sup>可知:

$$L = \frac{1}{2} \mathbf{r}^T M \mathbf{r} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{F}^{-1} \tilde{\mathbf{W}}). \quad (11)$$

对公式(11)进行求导可得

$$L' = \mathbf{r}^T M \mathbf{r}' + \frac{1}{2} \mathbf{r}^T M' \mathbf{r} + \text{tr}(\tilde{\mathbf{W}}^T \mathbf{F}^{-1} \tilde{\mathbf{W}}'). \quad (12)$$

将式(10)代入式(12),可以得到:

$$L' = - \mathbf{r}^T K_v \mathbf{r}' + \mathbf{r}^T (\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d + v). \quad (13)$$

将神经网络逼近误差和干扰项定义为

$$\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \leq \varepsilon_N, \|\boldsymbol{\tau}_d\| \leq b_d. \quad (14)$$

逼近误差的鲁棒项 $v$ 定义为

$$v = - (\varepsilon_N + b_d) \text{sgn}(\mathbf{r}). \quad (15)$$

因为

$$\mathbf{r}^T (\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d + v) = \mathbf{r}^T (\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d) + \mathbf{r}^T v = \mathbf{r}^T (\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\tau}_d) - \|\mathbf{r}\| (\varepsilon_N + b_d) \leq 0 \quad (16)$$

所以, $L' \leq 0$ .根据李雅普诺夫判别定律可知,系统是稳定的.

## 3 混合算法优化

### 3.1 粒子群算法

假设在 $D$ 维空间中,有 $N$ 个粒子,第 $i$ 个粒子的位置和速度分别为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,该粒子最优位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ,整个种群最优位置为 $G = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ .粒子在搜索过程中,其速度和位置更新公式<sup>[13]</sup>为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id} - z_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd} - z_{id}^k); \quad (17)$$

$$z_{id}^{k+1} = z_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (18)$$

式中: $c_1, c_2$ 为加速系数; $r_1, r_2$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; $\omega$ 为惯性权重系数; $z_{id}^k$ 为迭代 $k$ 次后第 $i$ 个粒子位置; $v_{id}^k$ 为迭代 $k$ 次后第 $i$ 个粒子速度; $p_{id}$ 为第 $i$ 个粒子最优位置; $p_{gd}$ 为整个种群最优位置.

为了避免出现早熟现象,采用适应度方差来评价跟踪效果,其表达式为

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{f_i - f_{av}}{f} \right)^2. \quad (19)$$

式中: $f_{av}$ 为平均适应度值; $f$ 为归一化因子.

$f$ 的表达式为

$$f = \begin{cases} \max |f_i - \bar{f}|, \max |f_i - \bar{f}| > 1; \\ 1 & \text{其他.} \end{cases} \quad (20)$$

### 3.2 差分进化算法

为了避免粒子发生早熟现象,采用差分进化操作维持种群的多样性,改善粒子的全局搜索能力,防止粒子群陷入局部最优解,对粒子进行变异操作<sup>[14]</sup>,如式(21)所示.

$$u_i = x_{r_1}(k) + F[x_{r_2}(k) - x_{r_3}(k)]. \quad (21)$$

式中:  $x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}$  为粒子群3个互不相同的个体;  $F$  为缩放比例因子.

为了生成更优秀的个体,对粒子进行交叉操作<sup>[14]</sup>,如式(22)所示.

$$n_{i,j} = \begin{cases} u_{i,j}, & \text{rand}(0,1) \leq P_c; \\ k_{i,j}, & \text{rand}(0,1) > P_c. \end{cases} \quad (22)$$

式中:  $j=1,2,\dots,D$ ,  $D$  为空间维数;  $P_c$  为交叉概率;  $\text{rand}(0,1)$  为随机数.

选择操作<sup>[14]</sup>采用如式(23)所示.

$$x_{i+1} = \begin{cases} u_i, & f(u_i) \leq f(t_i); \\ k_i, & f(u_i) > f(t_i). \end{cases} \quad (23)$$

式中:  $f$  为适应度函数.

### 3.3 自适应调整操作

惯性权重  $\omega$  会影响到算法的寻优性能,在寻优初期,惯性权重值取较大值,加快全局搜索能力,在寻优后期,惯性权重值取较小值,增强局部搜索能力,从而协调全局搜索能力和局部搜索能力.因此,对惯性权重值进行修改,如式(24)所示.

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \exp \left[ - \left( \frac{k_{\max} - k}{k_{\max}} \lambda \right)^2 \right] + \omega_{\min}. \quad (24)$$

式中:  $k_{\max}$  为最大迭代次数;  $\lambda$  为控制系数;  $\omega_{\max}, \omega_{\min}$  分别为最大惯性权重值、最小惯性权重值.

采用混合算法优化的机器人神经网络滑模控制结构如图4所示.本文采用2个神经网络控制机器人运动轨迹跟踪,一个为在线辨识,另一个为控制器.当机器人期望运动轨迹信号位  $y(t)$ ,通过反馈信号  $y_m(t)$ ,产生2个误差  $e_1$  和  $e_2$ .通过混合算法进行优化,将优化后的信号传递给机器人.当外界信号干扰时,RBF控制器也会相应地调节.

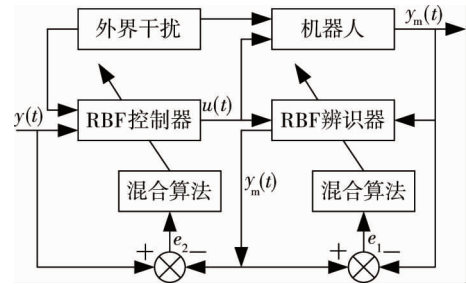


图4 机器人神经网络控制优化

机器人采用 RBF 神经网络滑模控制算法在无外界干扰条件下,能够较好地实现机器人运动轨迹追踪,但是受到外界干扰时,就会导致运动轨迹跟踪误差增大,具体分析见下节.因此,有必要对 RBF 神经网络滑模控制算法进行优化.

在混合算法中,适应度函数定义为

$$f = \sum_{i=1}^N (y_m(t) - y(t))^2. \quad (25)$$

采用混合算法和粒子群算法的迭代效果如图5所示.

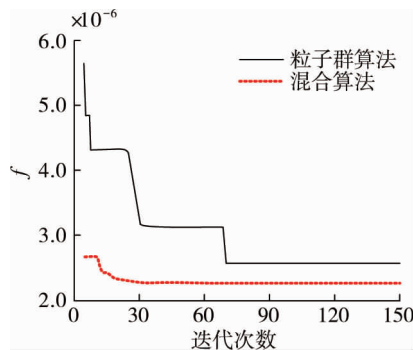


图5 适应度函数迭代变化曲线

由图5可知:采用粒子群算法搜索到最小值需要迭代70次,在迭代10次或者30次时,出现的是局部最优解,而不是全局最优解.而采用混合算法搜索到最小值需要迭代30次,是全局最优解.因此,采用混合算法收敛速度快,迭代次数较少,不易陷入局部最优解.



### 4 误差仿真分析

为了对比优化前与优化后的机器人关节角位移跟踪误差效果,本文采用 MATLAB 软件对机器人关节运动角位移跟踪误差进行仿真,仿真参数设置如下:机器人关节长度为  $l_1=l_2=l_3=1.0\text{ m}$ ,机器人关节质量为  $m_1=m_2=m_3=1.0\text{ kg}$ ,重力加速度为  $g=9.8\text{ m/s}^2$ ,关节角位移期望轨迹为  $q_{d1}=q_{d2}=q_{d3}=2\cos(\pi t/2)$ ,初始条件为  $q=(0,0,0)^T, q'=(0,0,0)^T, A=(5,5,5)$ ,种群数量为  $N=50$ ,最大迭代次数为  $k_{\max}=300$ ,惯性权重值分别为  $\omega_{\min}=0.4, \omega_{\max}=0.9$ ,控制系数  $\lambda=15$ ,加速系数  $c_1=c_2=2.0$ ,缩放比例因子  $F=0.95$ ,仿真时间为  $t=8\text{ s}$ .

假设机器人在无干扰环境中,关节角位移跟踪效果如图 6 所示;假设机器人在一般干扰环境中,  $\tau_{d1}=\cos(2\pi t), \tau_{d2}=5\cos(2\pi t), \tau_{d3}=10\cos(2\pi t)$ ,关节角位移跟踪效果如图 7 所示;假设机器人在大干扰环境中,  $\tau_{d1}=50\cos(2\pi t), \tau_{d2}=100\cos(2\pi t), \tau_{d3}=150\cos(2\pi t)$ ,关节角位移跟踪效果如图 8 所示.

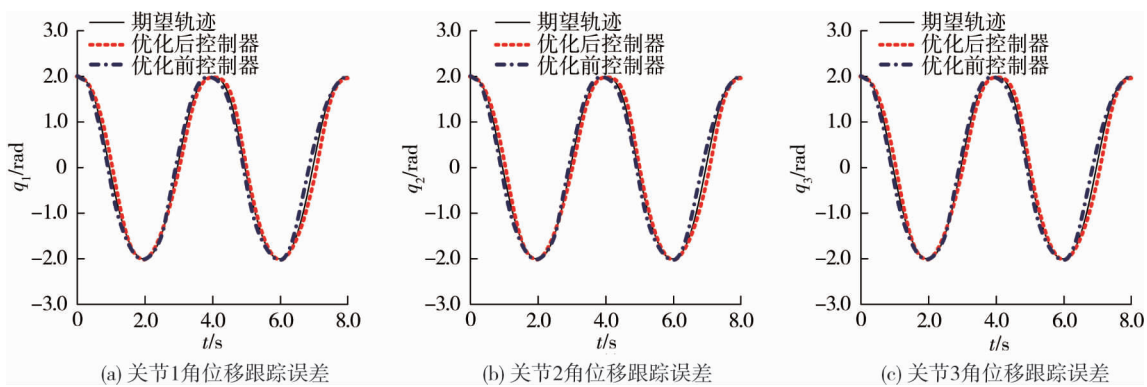


图 6 机器人角位移跟踪仿真结果(无干扰)

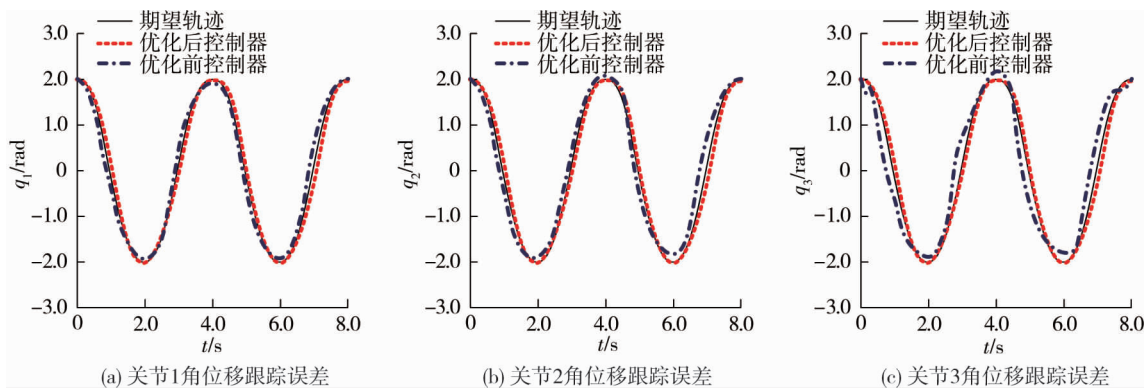


图 7 机器人角位移跟踪仿真结果(一般干扰)

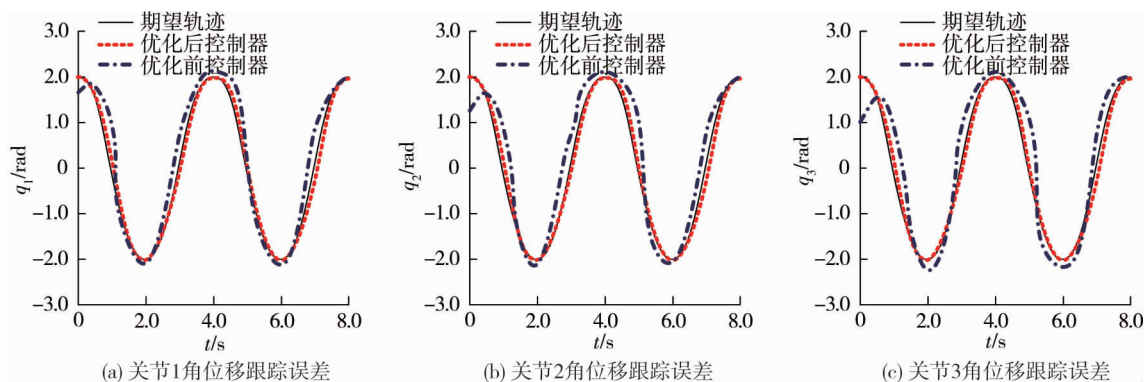


图 8 机器人角位移跟踪仿真结果(大干扰)

根据图6可知:在无干扰情况下,神经网络滑模控制器优化前和优化后,机器人关节角位移实际运动轨迹与期望值误差较小,优化前产生的最大误差位0.075 rad,优化后产生的最大误差为0.065 rad,相差不大。

根据图7可知:在一般干扰情况下,采用神经网络滑模控制器,机器人关节角位移实际运动轨迹与期望值误差较大,并且随着干扰波形的增大而增大,优化前产生的最大误差为0.158 rad,而采用混合算法优化后的神经网络滑模控制器,机器人关节角位移实际运动轨迹与期望值误差较小,优化后产生的最大误差为0.065 rad,并没有发生明显改变。

根据图8可知:在大干扰情况下,优化前产生的最大误差位0.996 rad,优化后产生的最大误差为0.065 rad,优化后的控制器明显优于优化前的控制器,表现较强的抗干扰性,系统较为稳定,误差较小。因此,采用混合算法优化神经网络滑模控制器,能够提高机器人关节角位移跟踪精度。

## 5 结论

1)采用混合算法能够避免局部解,快速地搜索到全局最优值,迭代速度快,不仅可以优化机器人控制系统,也可以用于多目标函数的优化。

2)机器人采用神经网络滑模控制器,随着干扰波形幅度的增大,控制系统反应速度较慢,导致关节角位移输出误差也会逐渐增大,控制系统发生抖动现象较为严重。

3)采用混合算法优化神经网络滑模控制器,能够抵抗外界波形的干扰,降低机器人关节角位移误差,系统反应速度较快,稳定性较好。

## 参考文献:

- [1] 陈丹惠.双臂机器人控制系统设计与控制方法研究[D].南京:东南大学,2017.
- [2] 詹晓云.冗余自由度机器人双臂运动规划及控制研究[D].秦皇岛:燕山大学,2018.
- [3] 谭志银.采用模糊PID控制的机器人运动轨迹跟踪控制研究[J].黑龙江工业学院学报,2018,18(2):53-55.
- [4] XU Q, KAN J, CHEN S, et al. Fuzzy PID Based Trajectory Tracking Control of Mobile Robot and its Simulation in Simulink [J]. International Journal of Control and Automation, 2014, 7(8): 233-244.
- [5] 范其明,吕书豪.移动机器人的自适应神经网络滑模控制[J].控制工程,2017,24(7):1410-1414.
- [6] MALLEM A, SLIMANE N, BENAZIZA W. Robust control of mobile robot in presence of disturbances using neural network and global fast sliding mode[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology, 2018, 34(6): 4345-4354.
- [7] 尤波,张乐超,李智,等.轮式移动机器人的模糊滑模轨迹跟踪控制[J].计算机仿真,2019,36(2):307-313.
- [8] FALSAFI M H, ALIPOUR K, TARVIRDIZADEH B. Tracking-Error Fuzzy-Based Control for Nonholonomic Wheeled Robots [J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2019, 44(2): 881-892.
- [9] 吴瑞芳,贾讼敏.粒子群算法优化的双臂机器人模糊逻辑控制仿真研究[J].中国工程机械学报,2018,16(3):217-220.
- [10] 刘益标,陈均.基于径向基函数神经网络控制的机械臂轨迹误差研究[J].机床与液压,2018,46(15):105-108.
- [11] 杨攀.基于神经网络控制的移动机器人轨迹跟踪控制技术研究[D].北京:北京交通大学,2018.
- [12] KUMAR A, SHARMA R. Linguistic Lyapunov reinforcement learning control for robotic manipulators[J]. Neurocomputing, 2018, 272(10): 84-95.
- [13] 刘群.基于粒子群算法优化的模糊控制器设计与应用[D].沈阳:沈阳工业大学,2017.
- [14] AL-DABBAGH R D, KINSHEEL A, MEKHILEF S. System identification and control of robot manipulator based on fuzzy adaptive differential evolution algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 78(10): 60-66.