

引用格式: 张佳舒, 张 烨, 赵东亚. 多机械臂系统无模型自适应神经网络同步控制[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2020, 39(1):110-119.

ZHANG Jiashu, ZHANG Ye, ZHAO Dongya. Model-free adaptive neural network synchronization control for multiple robotic manipulator systems [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2020, 39(1):110-119.

多机械臂系统无模型自适应神经网络同步控制

张佳舒, 张 烨, 赵东亚

(中国石油大学(华东)化学工程学院, 山东 青岛 266580)

摘 要:针对模型未知的多机械臂系统,利用多个独立的 RBF 神经网络,对每个子机械臂系统进行逼近,基于图论原理定义了每个子系统之间的同步耦合关系,结合滑模控制方法设计出一种机械臂无模型自适应同步控制器。通过神经网络权值的不断在线迭代过程,随机机械臂工作任务的变化可以实现对其动力学模型的实时逼近,摆脱了数学模型的限制,扩大了控制器的应用范围,在初始误差较大的情况下也可以保证对期望轨迹实现快速跟踪,并且系统在载荷发生改变等不确定的情况下依然能够实现同步,提高了控制器的鲁棒性。最后通过 Lyapunov 稳定性分析和 Matlab 仿真对所设计的同步控制器进行了验证。

关键词:多机械臂系统;RBF 神经网络;同步控制;滑模控制

中图分类号:TP242

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2020)01-0110-10

DOI:10.16452/j.cnki.sdkjzk.2020.01.014

Model-free adaptive neural network synchronization control for multiple robotic manipulator systems

ZHANG Jiashu, ZHANG Ye, ZHAO Dongya

(College of Chemical Engineering, China University of Petroleum, Qingdao, Shandong 266580, China)

Abstract: In this paper, the dynamic model of each subsystem of multiple robotic manipulator systems with unknown dynamic model was approximated respectively by using multiple independent RBF neural networks. The synchronization coupling relationship between each subsystem was defined based on the graph theory and then a model-free adaptive synchronization controller for multiple manipulator arms was designed by combining the sliding mode control method. Through the online iterative process of neural network weights, the dynamic model of the manipulator can be approximated in real time with the change of the working task of the manipulator, which gets rid of the limitation of mathematical model and expands the application range of the controller. Rapid expected trajectories tracking can be realized even when there is large initial error and the synchronization can also be realized in uncertain circumstances such as the change of system load, which has improved the robustness of the controller. Finally, Lyapunov stability analysis and Matlab simulation were used to validate the designed synchronization controller.

Key words: multiple robotic manipulator systems; RBF neural network; synchronization control; sliding mode control

随着工业 4.0 和中国制造 2025 战略的提出,生产制造业朝着数字化、智能化快速发展。而机械臂在制造业中有着重要的地位,多种操作任务都需要机械臂通过相互协作才能完成^[1-3]。人们往往无法获取机械臂所有精确的动力学参数,难以为其建立准确的数学模型^[4-5]。并且机械臂在操作过程中还存在各种干扰等不

收稿日期:2019-03-20

基金项目:国家自然科学基金项目(61473312,61973315)

作者简介:赵东亚(1975—),男,山东济宁人,教授,博士,主要研究机械系统同步控制过程建模与控制,本文通信作者。

E-mail:dyzhao@upc.edu.cn

确定因素,这就使其数学模型更加偏离实际系统。因此,机械臂同步控制的关键就在于其精确系统模型的建立以及对外界干扰的估计和补偿,其中还需考虑各子系统之间的耦合关系^[6]。

由于神经网络对非线性系统具有极好的学习能力,因此对于机械臂这种多输入多输出的复杂非线性系统,神经网络控制方法已经有一定的研究和应用。Cansever^[7]针对三连杆机械臂设计了一种基于径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络的模糊滑模控制器,其中 RBF 径向基函数(radical basis function, RBF)神经网络用于计算系统动力学所要求的等效控制 u_{eq} ,模糊逻辑则用于调整滑模控制器增益。顾义坤等^[8]基于自回归神经网络和自适应动态面方法设计了针对柔性关节机械臂的控制器,使得柔性关节的轨迹跟踪精度显著提高。Tang 等^[9]针对机械臂系统的强非线性和参数不确定性问题提出了一种基于 RBF 神经网络的自适应 PID 控制器,其中 PID 控制器参数和雅克比矩阵采用神经网络进行调节和在线识别^[9]。董君等^[10]针对机械臂轨迹运动误差的问题,将神经网络与非线性积分滑模相结合设计了控制器,提高了定位精度,并与传统控制方法进行了对比。乃永强等^[11]采用极限学习机对单隐层前馈神经网络的隐层节点和权重系数选择进行优化,提高了学习速度,对刚性机械臂系统不确定性进行逼近,保证了闭环系统的稳定性。Kumar 等^[12]基于 RBF 神经网络对结构不确定性进行离线训练,设计了一种针对冗余机械臂的自适应轨迹跟踪控制器,并利用自适应控制器对非结构不确定性和网络建模误差的边界进行了估计。

虽然目前神经网络在机械臂控制中已经取得了一定成果,但大多只用于对系统不确定项或外界干扰的估计。而在系统极为复杂难以建模或全部参数都未知的情况下,尚无较好的控制方法。本研究首先对机械臂任务空间动力学模型进行简单分析,运用 RBF 神经网络对模型重力、哥氏力等分别独立进行建模和在线学习,并基于图论原理定义了各机械臂之间的耦合关系,根据滑模控制方法设计出一种新的无模型自适应神经网络同步控制算法。所设计的同步控制器不仅具有较强的鲁棒性,而且不依赖受控系统的数学模型。

1 机械臂动力学方程

假设由 n 个 m 关节串联机械臂在同一任务空间完成操作任务,其系统模型如图 1 所示。

取被控对象为多机械臂系统,根据 Euler-Lagrange 定理可知,在关节空间内其动力学方程为:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau. \quad (1)$$

其中: q, \dot{q}, \ddot{q} 分别表示关节角位移、角速度和角加速度; $M(q) = \text{diag}\{M_1(q_1), \dots, M_n(q_n)\} \in \mathbf{R}^{nm \times nm}$ 为对称正定惯量矩阵,其中 $M_i(q_i) \in \mathbf{R}^{m \times m}$; $C(q, \dot{q}) = \text{diag}\{C_1(q_1, \dot{q}_1), \dots, C_n(q_n, \dot{q}_n)\} \in \mathbf{R}^{nm \times nm}$ 为表示哥氏力和离心力矩阵, $C_i(q_i, \dot{q}_i) \in \mathbf{R}^{m \times m}$; $G(q) = [G_1^T(q), \dots, G_n^T(q)]^T \in \mathbf{R}^{nm}$ 为重力向量, $G_i(q_i) \in \mathbf{R}^m$, $\tau = [\tau_1^T, \dots, \tau_n^T]^T \in \mathbf{R}^{nm}$ 是执行机构施加转矩向量, $\tau_i \in \mathbf{R}^m$, 其中 $q = [q_1^T, \dots, q_n^T]^T \in \mathbf{R}^{nm}$, $q_i \in \mathbf{R}^m$, $i = 1, \dots, n$ 。

由于大多数操作任务都与机械臂末端执行器的空间位置相关,需要直接在任务空间中设计控制算法,因此需将机械臂系统动力学模型由关节空间转换到任务空间中。假定任务空间有界, Jacobian 矩阵是非奇异的,可以通过转换函数和 Jacobian 矩阵将关节空间坐标转换到笛卡尔坐标空间中^[5]:

$$\begin{aligned} x &= h(q), \\ \dot{x} &= J(q)\dot{q}. \end{aligned} \quad (2)$$

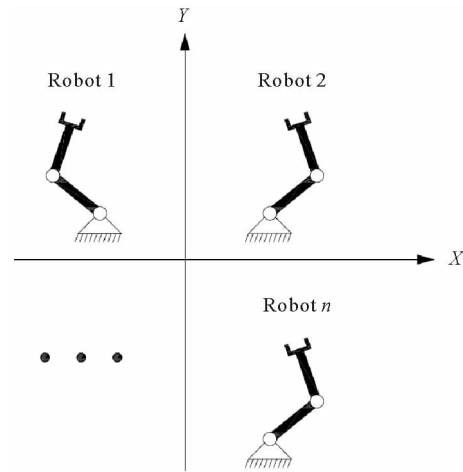


图 1 多机械臂系统模型

Fig. 1 Multiple robotic manipulators system model

其中, $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T, \dots, \mathbf{x}_n^T]^T \in \mathbf{R}^{mn}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^m$ 表示执行器在任务空间中的位置, $\mathbf{J}(\mathbf{q}) = \text{diag}\{\mathbf{J}_1(\mathbf{q}_1), \dots, \mathbf{J}_n(\mathbf{q}_n)\} \in \mathbf{R}^{mn \times mn}$, $\mathbf{J}_i(\mathbf{q}_i) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 。

则机械臂系统任务空间中的动力学模型为:

$$\mathbf{M}_x(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}_x(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{G}_x(\mathbf{q}) = \mathbf{F}_x \quad (3)$$

其中, $\mathbf{M}_x(\mathbf{q}) = \mathbf{J}^{-T}(\mathbf{q})\mathbf{M}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})$, $\mathbf{C}_x(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \mathbf{J}^{-T}(\mathbf{q})(\mathbf{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) - \mathbf{M}(\mathbf{q})\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{J}}(\mathbf{q}))\mathbf{J}^{-1}(\mathbf{q})$, $\mathbf{G}_x(\mathbf{q}) = \mathbf{J}^{-T}(\mathbf{q})\mathbf{G}(\mathbf{q})$, $\mathbf{F}_x = \mathbf{J}^{-T}(\mathbf{q})\boldsymbol{\tau}$ 。

2 机械臂神经网络建模

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种结构简单、训练高效的前馈式神经网络,被广泛应用于模式识别和非线性函数逼近等领域^[13-15]。

RBF 神经网络算法可以表示为:

$$\phi_l = \exp(-\|\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{c}_l\|^2/b_l^2), \quad l = 1, 2, \dots, n^* \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{y}} = \mathbf{W}\boldsymbol{\phi}(\bar{\mathbf{x}}) + \varepsilon$$

其中, $\bar{\mathbf{x}} \in \mathbf{R}^{mr}$ 为神经网络输入, $\bar{\mathbf{y}} \in \mathbf{R}$ 为神经网络输出, $\boldsymbol{\phi} = [\phi_1, \dots, \phi_{n^*}]^T \in \mathbf{R}^{n^*}$ 表示隐层输出, $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_{n^*}]$ 为网络理想权值, $|\varepsilon| > 0$ 为逼近误差, $\mathbf{c}_l \in \mathbf{R}^{mr}$ 和 $b_l > 0$ 分别表示隐层中第 l 个节点的中心向量和基宽度参数。

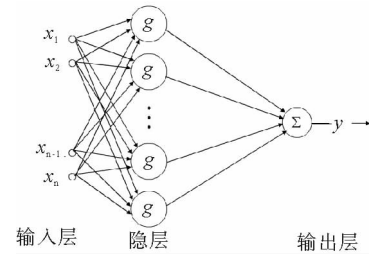


图 2 RBF 神经网络结构图

Fig. 2 RBF neural network structure

2.2 RBF 神经网络建模

考虑其中任意一个机械臂子系统,采用 RBF 神经网络对其动力学各部分分别进行建模。由于机械臂转动惯量矩阵 $\mathbf{M}_{ix}(\mathbf{q})$ 和重力矩阵 $\mathbf{G}_{ix}(\mathbf{q})$ 仅是 \mathbf{q} 的函数,因此采用静态神经网络建模如下^[16]:

$$m_{xkj}(\mathbf{q}) = \sum_l \theta_{kjl} \xi_{kjl}(\mathbf{q}) + \varepsilon_{mkj}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\theta}_{kj}^T \boldsymbol{\xi}_{kj}(\mathbf{q}) + \varepsilon_{mkj}(\mathbf{q}),$$

$$g_{xk}(\mathbf{q}) = \sum_l \beta_{kl} \eta_{kl}(\mathbf{q}) + \varepsilon_{gk}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\beta}_k^T \boldsymbol{\eta}_k(\mathbf{q}) + \varepsilon_{gk}(\mathbf{q})。$$

其中: m_{xkj} 、 g_{xk} 分别为 $\mathbf{M}_{ix}(\mathbf{q})$ 、 $\mathbf{G}_{ix}(\mathbf{q})$ 中的元素, k, j 分别表示矩阵的行和列, l 表示神经网络节点; θ_{kjl} 、 $\beta_{kl} \in \mathbf{R}$ 分别为 $m_{xkj}(\mathbf{q})$ 和 $g_{xk}(\mathbf{q})$ 的神经网络权重; $\xi_{kjl}(\mathbf{q})$ 、 $\eta_{kl}(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}$ 为相应的径向基函数,其输入均为 \mathbf{q} ; $\varepsilon_{mkj}(\mathbf{q})$ 、 $\varepsilon_{gk}(\mathbf{q}) \in \mathbf{R}$ 为建模误差,假设其有界。

对于哥氏力和离心力矩阵 $\mathbf{C}_{ix}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$, 由于其不仅是 \mathbf{q} 的函数,还与 $\dot{\mathbf{q}}$ 相关,因此采用输入为 $\mathbf{z} = [\mathbf{q}^T \quad \dot{\mathbf{q}}^T]^T \in \mathbf{R}^{2m}$ 的动态神经网络对其建模,模型如下:

$$c_{xkj}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \sum_l \alpha_{kjl} \zeta_{kjl}(\mathbf{z}) + \varepsilon_{ckj}(\mathbf{z}) = \boldsymbol{\alpha}_{kj}^T \boldsymbol{\zeta}_{kj}(\mathbf{z}) + \varepsilon_{ckj}(\mathbf{z})。$$

其中: c_{xkj} 为 $\mathbf{C}_{ix}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 中的元素, $\alpha_{kjl} \in \mathbf{R}$ 为神经网络权值; $\zeta_{kjl}(\mathbf{z}) \in \mathbf{R}$ 为输入向量 \mathbf{z} 的径向基函数; $\varepsilon_{ckj}(\mathbf{z})$ 为 $c_{xkj}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 的神经网络建模误差,并假定其有界。

根据神经网络模型,第 i 个机械臂在任务空间中的动力学方程可以写为:

$$\mathbf{M}_{ix}(\mathbf{q}_i)\ddot{\mathbf{x}}_i + \mathbf{C}_{ix}(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i)\dot{\mathbf{x}}_i + \mathbf{G}_{ix}(\mathbf{q}_i) = \mathbf{F}_{ix} \quad (5)$$

其中:

$$m_{xkj}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\theta}_{kj}^T \boldsymbol{\xi}_{kj}(\mathbf{q}) + \varepsilon_{mkj}(\mathbf{q}),$$

$$c_{xkj}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) = \boldsymbol{\alpha}_{kj}^T \boldsymbol{\zeta}_{kj}(\mathbf{z}) + \varepsilon_{ckj}(\mathbf{z}),$$

$$g_{xk}(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\beta}_k^T \boldsymbol{\eta}_k(\mathbf{q}) + \varepsilon_{gk}(\mathbf{q})。$$

将神经网络权值及其径向基函数写为 Ge-Lee 矩阵(GL 矩阵)的形式^[17],根据其乘法运算法则,矩阵

$M_{ix}(q)$ 、 $C_{ix}(q, \dot{q})$ 和 $G_{ix}(q)$ 可以写为:

$$\begin{cases} M_{ix}(q) = [\{\Theta_i\}^T \cdot \{\Xi_i(q)\}] + E_{Mi}(q), \\ C_{ix}(q, \dot{q}) = [\{A_i\}^T \cdot \{Z_i(q)\}] + E_{Ci}(z), \\ G_{ix}(q) = [\{B_i\}^T \cdot \{H_i(q)\}] + E_{Gi}(q). \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\{\Theta_i\}$ 、 $\{A_i\}$ 、 $\{\Xi_i(q)\}$ 和 $\{Z_i(z)\}$ 为 GL 矩阵, 其元素分别为 θ_{kj} 、 α_{kj} 、 $\xi_{kj}(q)$ 和 ζ_{kj} , $\{B_i\}$ 和 $\{H_i(q)\}$ 为 GL 向量, 其元素分别为 β_k 和 $\eta_k(q)$, 矩阵 $E_{Mi}(q)$ 、 $E_{Ci}(z) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和 $E_{Gi}(q) \in \mathbf{R}^m$ 的元素分别为建模误差 $\varepsilon_{mkj}(q)$ 、 $\varepsilon_{ckj}(z)$ 和 $\varepsilon_{gk}(q)$ 。

3 同步控制器设计

对机械臂之间的同步误差进行定义, 基于滑模控制方法设计了神经网络自适应同步控制器。

3.1 同步误差和交叉耦合误差

机械臂的跟踪误差可以定义为:

$$e = x_d - x. \quad (7)$$

其中, $e = [e_1^T, \dots, e_n^T]^T$, $e_i \in \mathbf{R}^m$, $x_d = [x_{d1}^T, \dots, x_{dn}^T]^T$ 为任务空间中的期望轨迹。

根据图论思想, 每个机械臂之间的耦合关系可以由拉普拉斯矩阵进行定义:

$$L = D - A. \quad (8)$$

其中, $L \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $A = [a_{ij}] \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为图的邻接矩阵, $a_{ij} = a_{ji}$ 表示两个机械臂之间的耦合权系数, 且当第 i 与第 j 个机械臂之间有信息传递时 $a_{ij} = 1$, 否则 $a_{ij} = 0$ 。 $D = \text{diag}(d_1, \dots, d_n) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为图的度矩阵, 其中 $d_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}$ 。

则机械臂系统的同步误差可以写成如下形式:

$$\varepsilon_{ik} = \sum_{j=1}^n a_{ij} (e_{ik} - e_{jk}), k=1, \dots, m; \varepsilon = L \otimes I_m e. \quad (9)$$

其中, $\varepsilon = [\varepsilon_1^T, \dots, \varepsilon_n^T]^T \in \mathbf{R}^{mn}$, $\varepsilon_i = [\varepsilon_{i1}, \dots, \varepsilon_{im}] \in \mathbf{R}^m$ 表示第 i 个机械臂与其它机械臂子系统之间的同步误差, $I_m = \text{diag}(1, \dots, 1) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 。

机械臂子系统之间的交叉耦合误差定义为:

$$E = e + \left(\frac{1}{\beta}\right) \varepsilon = \left(I_n + \frac{1}{\beta} L\right) \otimes I_m e = \psi e. \quad (10)$$

其中, $E = [E_1^T, \dots, E_n^T]^T \in \mathbf{R}^{mn}$ 为交叉耦合误差, $\beta > 0$ 为耦合系数, $\psi = \left(I_n + \frac{1}{\beta} L\right) \otimes I_m$ 。

3.2 神经网络滑模同步控制器

定义如下形式:

$$\dot{x}_s = s + \dot{x}, \ddot{x}_s = \dot{s} + \ddot{x}. \quad (11)$$

滑模函数定义为如下形式:

$$s = \dot{e} + \Lambda E. \quad (12)$$

则:

$$\dot{x}_s = \dot{x}_d + \Lambda E, \ddot{x}_s = \ddot{x}_d + \Lambda \dot{E}. \quad (13)$$

其中, $\Lambda = \Lambda^T > 0$ 。

将式(6)、(11)代入机械臂动力学方程(3)中可得:

$$\begin{aligned} F_x &= M_x(q) \ddot{x} + C_x(q, \dot{q}) \dot{x} + G_x(q) = \\ &= M_x(q) \ddot{x}_s + C_x(q, \dot{q}) \dot{x}_s + G_x(q) - M_x(q) \dot{s} - C_x(q, \dot{q}) s = \\ &= \{[\{\Theta\}^T \cdot \{\Xi(q)\}]\} \ddot{x}_s + \{[\{A\}^T \cdot \{Z(q)\}]\} \dot{x}_s + [\{B\}^T \cdot \{H(q)\}] - M_x(q) \dot{s} - C_x(q, \dot{q}) s + E. \end{aligned} \quad (14)$$

其中,建模误差 $\mathbf{E} = \mathbf{E}_M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{x}}_r + \mathbf{E}_C(\mathbf{z})\dot{\mathbf{x}}_r + \mathbf{E}_G(\mathbf{q})$ 。

设计神经网络同步控制器如下:

$$\mathbf{F}_x = [\{\hat{\boldsymbol{\Theta}}\}^T \cdot \{\boldsymbol{\Xi}(\mathbf{q})\}] \ddot{\mathbf{x}}_s + [\{\hat{\mathbf{A}}\}^T \cdot \{\mathbf{Z}(\mathbf{q})\}] \dot{\mathbf{x}}_s + [\{\hat{\mathbf{B}}\}^T \cdot \{\mathbf{H}(\mathbf{q})\}] + \mathbf{K}_p \mathbf{s} + \boldsymbol{\tau}_s. \quad (15)$$

其中: $(\hat{\cdot})$ 表示 (\cdot) 的估计值,且 $(\bar{\cdot}) = (\cdot) - (\hat{\cdot})$; 正定对角矩阵 $\mathbf{K}_p = \text{diag}(k_{p1}, \dots, k_{pn}) \in \mathbf{R}^{mn \times mn}$, $k_{pi} = \text{diag}(k_{pi1}, \dots, k_{pim}) \in \mathbf{R}^{m \times m}$; $\boldsymbol{\tau}_s = \mathbf{K}_s \text{sgn}(\mathbf{s})$ 为用于克服神经网络建模误差鲁棒项, $\mathbf{K}_s = \text{diag}(k_{s1}, \dots, k_{sn}) \in \mathbf{R}^{mn \times mn}$, $k_{si} \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为正定对角矩阵,且 $k_{sii} > \|\mathbf{E}\|$, $i = 1, \dots, n$, $\text{sgn}(\mathbf{s}) = [\text{sgn}(s_1), \dots, \text{sgn}(s_{mn})]^T$ 。

将式(11)、(15)代入式(14)可得:

$$\mathbf{M}_x(\mathbf{q})\dot{\mathbf{s}} + \mathbf{C}_x(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\mathbf{s} + \mathbf{K}_p \mathbf{s} + \boldsymbol{\tau}_s = \{\{\tilde{\boldsymbol{\Theta}}\}^T \cdot \{\boldsymbol{\Xi}(\mathbf{q})\}\} \ddot{\mathbf{x}}_s + \{\{\tilde{\mathbf{A}}\}^T \cdot \{\mathbf{Z}(\mathbf{q})\}\} \dot{\mathbf{x}}_s + \{\{\tilde{\mathbf{B}}\}^T \cdot \{\mathbf{H}(\mathbf{q})\}\} + \mathbf{E}. \quad (16)$$

设计神经网络自适应律为:

$$\begin{cases} \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_k = \boldsymbol{\Gamma}_k \cdot \{\boldsymbol{\xi}_k(\mathbf{q})\} \ddot{\mathbf{x}}_s s_k, \\ \dot{\hat{\boldsymbol{\alpha}}}_k = \mathbf{Q}_k \cdot \{\boldsymbol{\zeta}_k(\mathbf{z})\} \dot{\mathbf{x}}_s s_k, \\ \dot{\hat{\boldsymbol{\beta}}}_k = \mathbf{N}_k \boldsymbol{\eta}_k(\mathbf{q}) s_k. \end{cases} \quad (17)$$

其中, $\boldsymbol{\Gamma}_k = \boldsymbol{\Gamma}_k^T, \mathbf{Q}_k = \mathbf{Q}_k^T, \mathbf{N}_k = \mathbf{N}_k^T \in \mathbf{R}^{n^* \times n^*}$ 均为正定矩阵。

定理 1 针对式(5)所示的机械臂系统,若滑模面设计如式(12),神经网络自适应律为式(17),在同步控制律(15)的控制作用下,每个机械臂都可以从任意初始位置追踪期望轨迹,且同步误差最终可以渐进收敛至零。

证明: 选取如下 Lyapunov 函数:

$$\mathbf{V} = \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \mathbf{M}_x \mathbf{s} + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^T \boldsymbol{\Gamma}_k^{-1} \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k^T \mathbf{Q}_k^{-1} \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k + \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k^T \mathbf{N}_k^{-1} \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k. \quad (18)$$

求导可得:

$$\dot{\mathbf{V}} = \mathbf{s}^T \dot{\mathbf{M}}_x \mathbf{s} + \frac{1}{2} \mathbf{s}^T \dot{\mathbf{M}}_x \mathbf{s} + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^T \boldsymbol{\Gamma}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_k + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k^T \mathbf{Q}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\alpha}}}_k + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k^T \mathbf{N}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_k. \quad (19)$$

根据机械臂动力学特性可知, $\dot{\mathbf{M}}_x - 2\mathbf{C}_x$ 为斜对称矩阵,故 $\mathbf{s}^T (\dot{\mathbf{M}}_x - 2\mathbf{C}_x) \mathbf{s} = 0$, 则:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{V}} &= \mathbf{s}^T (\mathbf{M}_x \dot{\mathbf{s}} + \mathbf{C}_x \mathbf{s}) - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^T \boldsymbol{\Gamma}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_k - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k^T \mathbf{Q}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\alpha}}}_k - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k^T \mathbf{N}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_k = \\ &= \mathbf{s}^T \mathbf{K}_p \mathbf{s} - \mathbf{s}^T \boldsymbol{\tau}_s + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^T \cdot \{\boldsymbol{\xi}_k(\mathbf{q})\} \ddot{\mathbf{x}}_s s_k + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k^T \cdot \{\boldsymbol{\zeta}_k(\mathbf{z})\} \dot{\mathbf{x}}_s s_k + \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k^T \boldsymbol{\eta}_k(\mathbf{q}) s_k + \\ &\quad \mathbf{s}^T \mathbf{E} - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\theta}}_k^T \boldsymbol{\Gamma}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\theta}}}_k - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\alpha}}_k^T \mathbf{Q}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\alpha}}}_k - \sum_{k=1}^n \tilde{\boldsymbol{\beta}}_k^T \mathbf{N}_k^{-1} \dot{\tilde{\boldsymbol{\beta}}}_k = \\ &\quad - \mathbf{s}^T \mathbf{K}_p \mathbf{s} - \mathbf{s}^T \boldsymbol{\tau}_s + \mathbf{s}^T \mathbf{E}. \end{aligned} \quad (20)$$

已知 \mathbf{K}_p 为正定矩阵,且 $\boldsymbol{\tau}_s = \mathbf{K}_s \text{sgn}(\mathbf{s})$, $k_{sii} > \|\mathbf{E}\|$, 则:

$$\dot{\mathbf{V}} \leq -\lambda_{\min}(\mathbf{K}_p) \|\mathbf{s}\|^2 - \mathbf{s}^T \boldsymbol{\tau}_s + \mathbf{s}^T \mathbf{E} \leq 0. \quad (21)$$

即当 $t \rightarrow \infty$ 时, $\mathbf{s} \rightarrow 0$ 。

当 $\mathbf{s} = 0$ 时,可得:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{e}} &= -\boldsymbol{\Lambda} \mathbf{E} = -\boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\psi} \mathbf{e}, \\ \dot{\mathbf{E}} &= \boldsymbol{\psi} \dot{\mathbf{e}} = -\boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{E}. \end{aligned}$$

选取 Lyapunov 函数如下:

$$\mathbf{V} = \frac{1}{2} \mathbf{e}^T \mathbf{e} + \frac{1}{2} \mathbf{E}^T \mathbf{E}. \quad (22)$$

则:

$$\dot{\mathbf{V}} = \mathbf{e}^T \dot{\mathbf{e}} + \mathbf{E}^T \dot{\mathbf{E}} = \dot{\mathbf{e}}^T (-\mathbf{\Lambda} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{e}) + \mathbf{E}^T (-\phi \mathbf{\Lambda} \mathbf{E}) \leq -\lambda_{\min}(\mathbf{\Lambda} \boldsymbol{\Psi}) \mathbf{e}^2 - \lambda_{\min}(\boldsymbol{\Psi} \mathbf{\Lambda}) \mathbf{E}^2 \leq 0. \quad (23)$$

由于 $\mathbf{\Lambda}$ 及 $\boldsymbol{\Psi}$ 均为正定矩阵, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, 有 $\mathbf{e}, \mathbf{E} \rightarrow \mathbf{0}, \dot{\mathbf{e}}, \dot{\mathbf{E}} \rightarrow \mathbf{0}$, 即系统跟踪误差 \mathbf{e} 及机械臂同步误差 \mathbf{E} 是渐近稳定的。证毕。

3 机械臂同步控制 Matlab 仿真

3.1 机械臂及控制器参数

以两个平面二连杆机械臂为例, 设计机械臂任务空间同步控制 Matlab 仿真。假设每个机械臂初始位置和速度不同, 但具有相同的结构和动力学参数, 动力学方程如下:

$$\mathbf{M}_i(\mathbf{q}_i) \ddot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{C}_i(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i) \dot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{G}_i(\mathbf{q}_i) = \boldsymbol{\tau}_i.$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_i(\mathbf{q}_i) &= \begin{bmatrix} m_1 + m_2 + 2m_3 \cos q_{i2} & m_2 + m_3 \cos q_{i2} \\ m_2 + m_3 \cos q_{i2} & m_2 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{C}_i(\mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i) &= \begin{bmatrix} -m_3 \dot{q}_{i2} \sin q_{i2} & -m_3 (\dot{q}_{i1} + \dot{q}_{i2}) \sin q_{i2} \\ m_3 \dot{q}_{i1} \sin q_{i2} & 0 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_i(\mathbf{q}_i) &= \begin{bmatrix} m_4 g \cos q_{i1} + m_5 g \cos(q_{i1} + q_{i2}) \\ m_5 g \cos(q_{i1} + q_{i2}) \end{bmatrix}, \\ \mathbf{M}_m &= [m_1 \quad m_2 \quad m_3 \quad m_4 \quad m_5]^T = \mathbf{P} + p_l \mathbf{L}, \\ \mathbf{P} &= [p_1 \quad p_2 \quad p_3 \quad p_4 \quad p_5]^T, \\ \mathbf{L} &= [l_1^2 \quad p_2^2 \quad l_1 l_2 \quad l_1 \quad l_2]^T. \end{aligned}$$

其中, p_l 为负载, \mathbf{P} 为机械臂参数向量, l_1, l_2 为两连杆的长度。

由于给定的期望轨迹一般直接在任务空间中表示, 因此需要将关节角位置坐标转换为连杆末端的笛卡尔坐标:

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_i(\mathbf{q}_i) &= \begin{bmatrix} l_1 \cos q_{i1} + l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) \\ l_1 \sin q_{i1} + l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) \end{bmatrix}, \\ q_1 &= \begin{cases} p_1 - p_2, q_2 > 0, \\ p_1 + p_2, q_2 \leq 0, \end{cases} \\ q_2 &= \arccos\left(\frac{x_{i1}^2 + x_{i2}^2 - l_1^2 - l_2^2}{2l_1 l_2}\right). \end{aligned}$$

$$\text{其中, } p_1 = \arctan \frac{x_{i2}}{x_{i1}}, p_2 = \arccos \left(\frac{x_{i1}^2 + x_{i2}^2 + l_1^2 - l_2^2}{2l_1 \sqrt{x_{i1}^2 + x_{i2}^2}} \right).$$

机械臂 Jacobian 矩阵为:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} -l_1 \sin q_{i1} - l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) & -l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) \\ l_1 \cos q_{i1} + l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) & l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) \end{bmatrix}.$$

则

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{J}} &= \begin{bmatrix} -l_1 \cos q_{i1} - l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) & -l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) \\ -l_1 \sin q_{i1} - l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) & -l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) \end{bmatrix} \dot{q}_{i1} + \\ &\quad \begin{bmatrix} -l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) & -l_2 \cos(q_{i1} + q_{i2}) \\ -l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) & -l_2 \sin(q_{i1} + q_{i2}) \end{bmatrix} \dot{q}_{i2}. \end{aligned}$$

机械臂实际有关参数如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{P} &= [1.66 \quad 0.42 \quad 0.63 \quad 3.75 \quad 1.25]^T \text{ kg} \cdot \text{m}^2, \\ l_1 &= l_2 = 1 \text{ m}, \end{aligned}$$

$$p_l = \begin{cases} 0, & t < 4 \text{ s}, \\ 3.0, & t \geq 4 \text{ s}. \end{cases}$$

在笛卡尔坐标空间中期望轨迹设置为:

$$\begin{cases} x_d = 1.0 + 0.2\cos(\pi t); \\ y_d = 1.0 + 0.2\sin(\pi t). \end{cases}$$

两个二连杆机械臂在任务空间中的初始状态参数

为:

$$(x_{1x} \quad \dot{x}_{1x} \quad x_{1y} \quad \dot{x}_{1y}) = (1.05 \quad 0 \quad 1 \quad 0),$$

$$(x_{2x} \quad \dot{x}_{2x} \quad x_{2y} \quad \dot{x}_{2y}) = (0.95 \quad 0 \quad 0 \quad 0).$$

同步控制器参数设置见表1,拉普拉斯矩阵设置为:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}.$$

神经网络初值设为0,其他参数设置如下:

$$b_i = 10,$$

$$c_q = [0.25 \quad 0.50 \quad 0.75 \quad 1.00 \quad 1.25 \quad 1.50 \quad 1.75],$$

$$c_{\dot{q}} = [-1.5 \quad -1.0 \quad -0.5 \quad 0 \quad 0.5 \quad 1.0 \quad 1.5].$$

3.2 仿真结果及分析

基于上述参数的仿真结果如图3~9所示。

多机械臂系统任务空间的轨迹和速度跟踪仿真结果如图3~5,可以看出,两机械臂从任务空间中的不同位置出发,在神经网络同步控制器(15)的作用下,大约0.8 s左右时可以同时到达预定的期望轨迹;0.4 s左右时,两机械臂可以达到期望的运动速度。在到达期望轨迹后,两机械臂均沿期望继续保持同步运动,且不再发生较大波动。在第4 s时使两机械臂的载荷增加,在增加的瞬间,机械臂会略微偏离预定轨迹,但在神经网络同步控制器(15)的作用下可以迅速向期望轨迹收敛。机械臂系统在任务空间中的仿真结果如图4,可以看出,在到达预定轨迹前,两机械臂首先实现了同步运动。

表1 控制器参数设置

Tab. 1 Controller parameter setting

参数	取值
K_p	$\text{diag}\{200, 200\}$
k_{sii}	0.4
Γ_k	$\text{diag}\{2.0\}$
Q_k	$\text{diag}\{0.5\}$
N_k	$\text{diag}\{5.0\}$
A	$\text{diag}\{15, 15\}$
β	0.8

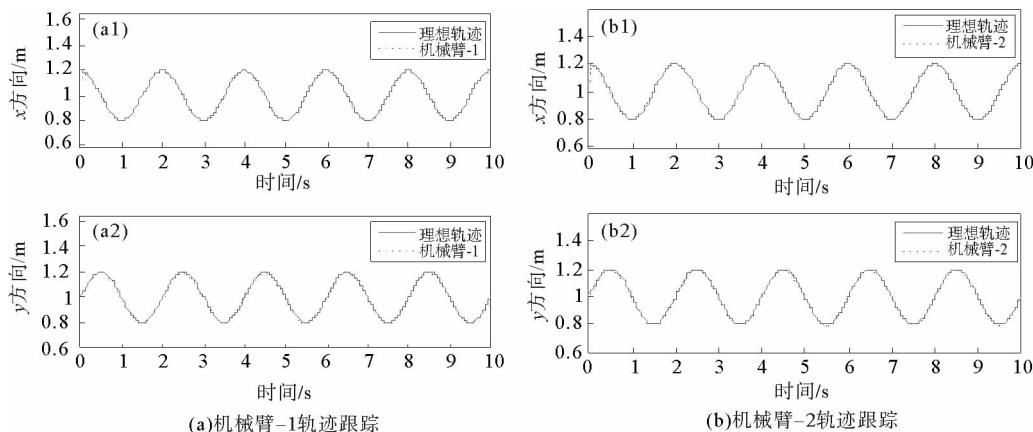


图3 机械臂x、y方向轨迹跟踪曲线

Fig. 3 Trajectories tracking of robotic manipulators in x and y direction

通过仿真结果图6可以看出,两机械臂关节的输出力矩虽在初始时刻有较大波动,但随后即稳定在 $|\tau| \leq 40 \text{ N} \cdot \text{m}$ 范围内。在第4 s载荷增加后,力矩则维持在 $|\tau| \leq 90 \text{ N} \cdot \text{m}$ 的范围内进行波动。机械臂神经网络建模仿真结果如图7,图中分别表示了机械臂动力学方程 M_x 、 C_x 和 G_x 项的神经网络建模结果。可

以看出,机械臂动力学模型可以通过神经网络进行逼近,但未收敛到理想值,存在一定的建模误差,造成这种不收敛现象的原因主要有两种:一是指令信息未能达到持续激励条件,即不够丰富而造成;二是除真实值外,还存在多个估计值满足轨迹跟踪收敛条件。但此误差可以通过滑模鲁棒项进行抵消。

通过仿真结果图 8 和图 9 可知,在系统受扰动后两机械臂跟踪误差最终可以向 0 渐进收敛,两机械臂同步误差也可以在控制器作用下快速地收敛到 0。即在同步控制器(15)的控制作用下,虽然在第 4 s 时载荷发生变化,两机械臂依然可以实现同步运动并满足操作精度要求。

综合分析仿真结果 3~9,可以得到以下结论:利用所提出的神经网络自适应同步控制算法,在机械臂系统结构参数未知和存在外界干扰的情况下,即使各子系统均具有较大的初始误差,也可以使机械臂末端位置在控制器的作用下快速收敛至期望轨迹,并实现同步运动。

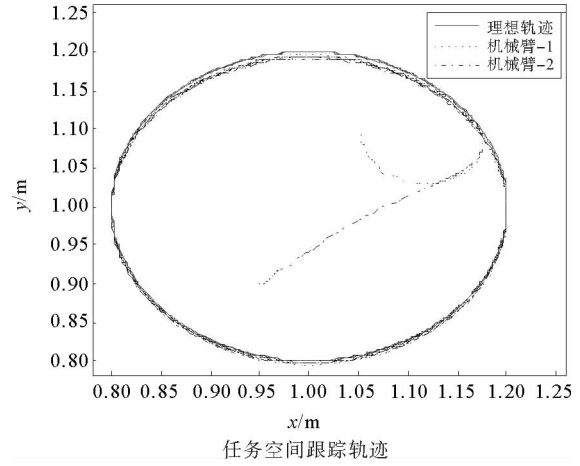


图 4 任务空间中机械臂轨迹跟踪曲线

Fig. 4 Trajectories tracking of robotic manipulators in task space

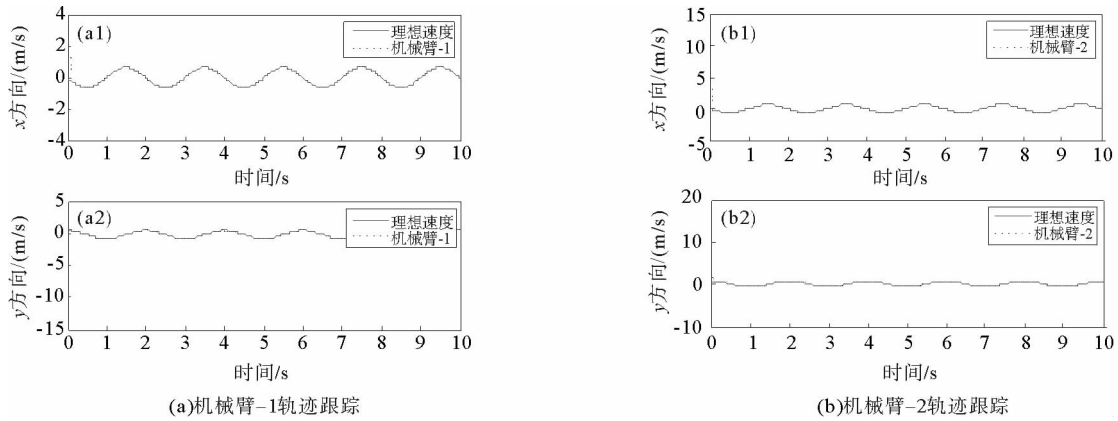


图 5 机械臂 x 、 y 方向速度跟踪曲线

Fig. 5 Velocity tracking of robotic manipulators in x and y direction

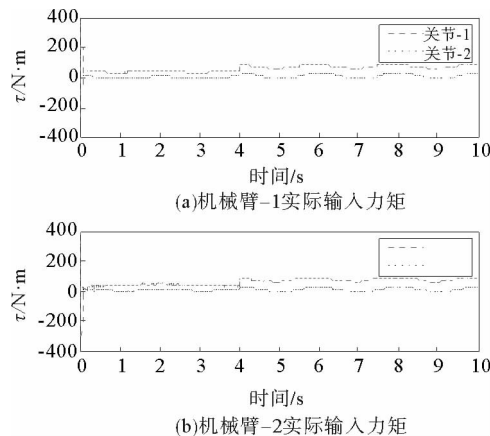


图 6 两连杆机械臂关节驱动力矩

Fig. 6 The joint driving torque of two connecting rod manipulators

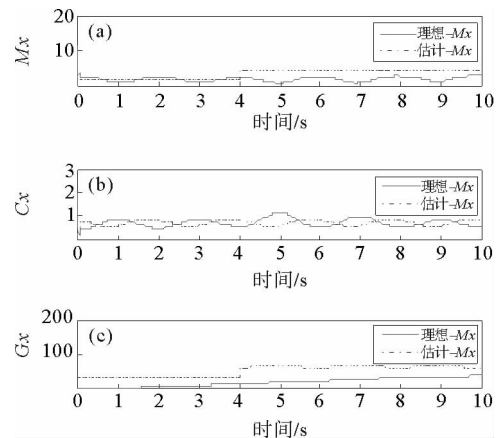


图 7 机械臂动力学模型逼近

Fig. 7 Manipulator dynamics model approximation

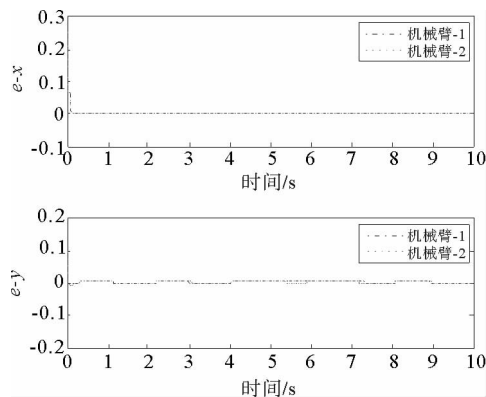
图8 两机械臂 x 、 y 方向跟踪误差

Fig. 8 Tracking error of the two robotic manipulators in x and y direction

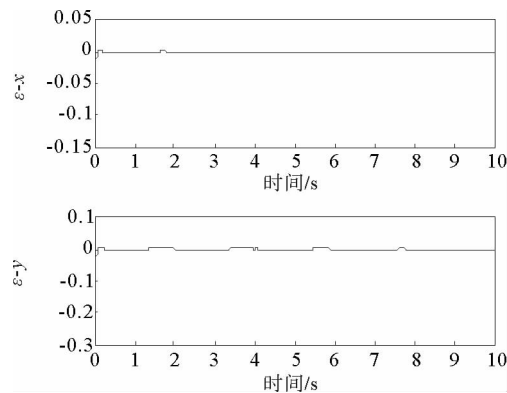
图9 两机械臂 x 、 y 方向同步误差

Fig. 9 Synchronization error of the two robotic manipulators in x and y direction

4 结论

针对结构复杂难以建立准确数学模型或系统参数未知、多变的复杂多机械臂系统的任务空间同步控制问题进行了研究,设计出一种新的任务空间神经网络自适应同步控制算法。主要结论如下:

- 1) 对多机械臂系统进行动力学分析,利用 RBF 神经网络对系统不同动力学结构分别进行网络建模,对实际模型进行实时逼近,摆脱了数学模型的限制;
- 2) 考虑了各机械臂之间的耦合关系,并根据图论思想定义了各子系统之间的交叉耦合误差,在此基础上设计的同步控制器可以保证系统在载荷发生改变等不确定情况下依然能够实现同步;
- 3) 结合滑模控制原理,提出了一种任务空间中的机械臂无模型神经网络自适应同步控制算法,在初始误差较大的情况下也可以保证对期望轨迹实现快速跟踪,提高了控制器的鲁棒性。

参考文献:

- [1] CHUNG S J, SLOTINE J J E. Cooperative robot control and concurrent synchronization of Lagrangian systems[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2009, 25(3): 686-700.
- [2] ZHAO D, ZHU Q, LI N, et al. Neural network based synchronized control for multiple robotic manipulators[C]// IEEE International Conference on Control and Automation. IEEE, 2013: 1950-1955.
- [3] BROGÅRDH T. Present and future robot control development: An industrial perspective[J]. Annual Reviews in Control, 2007, 31(1): 69-79.
- [4] HUANG C M, MUTLU B. Anticipatory robot control for efficient human-robot collaboration[C]// Eleventh ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction. IEEE Press, 2016.
- [5] 赵东亚, 赵永瑞, 张兰. 机械臂任务空间鲁棒 Terminal 滑模控制[J]. 机械工程学报, 2012, 48(5): 1-9.
ZHAO Dongya, ZHAO Yongrui, ZHANG Lan. Task space robust terminal sliding mode control for robotic manipulators[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(5): 1-9.
- [6] JEONG S K, YOU S S. Precise position synchronous control of multi-axis servo system[J]. Mechatronics, 2008, 18(3): 129-140.
- [7] CANSEVER G. Three link robot control with fuzzy sliding mode controller based on RBF neural network[C]// IEEE International Symposium on Computer Aided Control System Design, IEEE International Conference on Control Applications. IEEE, 2006.
- [8] 顾义坤, 刘宏. 柔性关节机械臂自适应神经网络动态面控制[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(9): 64-69.
GU Yikun, LIU Hong. Adaptive control of flexible-joint manipulator based on dynamic surface and neural networks[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 46(9): 64-69.
- [9] TANG Z, YANG M, PEI Z. Self-adaptive PID control strategy based on RBF neural network for robot manipulator[C]// First

International Conference on Pervasive Computing. IEEE Computer Society, 2010.

- [10] 董君, 陈立. RBF神经网络算法的非线性积分滑模控制机械臂运动轨迹误差研究[J]. 中国工程机械学报, 2018, 16(2): 106-110.
- DONG Jun, CHEN Li. The nonlinear integral sliding mode of RBF neural network algorithm is used to control the motion trajectory error of the manipulator[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2018, 16(2): 106-110.
- [11] 乃永强, 李军. 基于极限学习机的机械臂自适应神经控制[J]. 信息与控制, 2015, 44(3): 257-262.
- NAI Yongqiang, LI Jun. Adaptive neural control of manipulators based on extreme learning machine[J]. Information and Control, 2015, 44(3): 257-262.
- [12] KUMAR N, BORM J H, PANWAR V, et al. Tracking control of redundant robot manipulators using RBF neural network and an adaptive bound on disturbances[J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing, 2012, 13(8): 1377-1386.
- [13] KHAN S, NASEEM I, TOGNERI R, et al. A novel adaptive kernel for the RBF neural networks[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2017, 36(4): 1639-1653.
- [14] TOK D K S, YU D L, MATHEWS C, et al. Adaptive structure radial basis function network model for processes with operating region migration[J]. Neurocomputing, 2015, 155(C): 186-193.
- [15] YANG H, LIU J. An adaptive RBF neural network control method for a class of nonlinear systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(2): 457-462.
- [16] GE S S, HANG C C, WOON L C. Adaptive neural network control of robot manipulators in task space[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002, 44(6): 746-752.
- [17] GE S S. Robust adaptive NN feedback linearization control of nonlinear systems[J]. International Journal of Systems Science, 1996, 27(12): 12.

(责任编辑: 李 磊)

(上接第 109 页)

- [14] 龚梦, 祁春节. 城市物流网络空间布局规划研究: 以江苏省为例[J]. 城市发展研究, 2013, 20(1): 42-48.
- GONG Meng, QI Chunjie. Design on logistics network and nodes layout of cities in Jiangsu province[J]. Urban Development Studies, 2013, 20(1): 42-48.
- [15] 刘新民, 王子璇, 孙秋霞. 危险品事故背景下城市交通网络级联失效抗毁性研究[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2019, 38(1): 91-98.
- LIU Xinmin, WANG Zixuan, SUN Qiuxia. Research on cascade failure and invulnerability of urban traffic network under the background of hazardous article accidents[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science), 2019, 38(1): 91-98.
- [16] FAN B, YANG Y, LI L. Integrated optimization of urban agglomeration passenger transport hub location and network design[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2018(1): 168.
- [17] 葛显龙, 薛桂琴. 基于场景动态度的两级配送路径问题[J]. 控制与决策, 2019, 34(6): 1195-1202.
- GE Xianlong, XUE Guiqin. Two-echelon distribution routing problem based on scenes dynamic degree[J]. Control and Decision, 2019, 34(6): 1195-1202.
- [18] 吴聪, 陈侃松, 姚静. 基于改进自适应遗传算法的物流配送路径优化研究[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(2): 236-240.
- WU Cong, CHEN Kansong, YAO Jing. Study on optimization of logistics distribution route based on improved adaptive genetic algorithm[J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(2): 236-240.
- [19] 徐伟, 马昌文. 基于时间窗约束的车辆路径优化问题研究[J]. 中国高科技, 2017, 1(4): 37-39.
- XU Wei, MA Changwen. Research on vehicle routing optimization problem based on time window constraint[J]. China High-Tech, 2017, 1(4): 37-39.

(责任编辑: 李 磊)