

漂浮基空间柔性机械臂基于神经网络的逆模控制

胡小平 张文辉 季晓明

丽水学院, 丽水, 323000

摘要:针对传统控制方法对强耦合柔性空间机械臂难以有效控制的问题,提出基于神经网络的逆模控制策略。建立了非线性空间柔性机器人的动力学模型,根据增广变量输入法推得其控制律;利用具有良好逼近能力的前馈神经网络来自适应补偿柔性臂的未知非线性逆模型;采用 Kalman 滤波算法来保证网络权值在线实时调整(系统的误差代价函数由 PID 控制器提供)。仿真证明了所提出的控制方案的有效性,具有较高工程应用价值。

关键词:神经网络;Kalman 滤波算法;柔性机械臂;逆模控制;轨迹跟踪

中图分类号:TP242

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2013.08.006

Inverse-model Control for Free-floating Space Flexible Robotic Manipulators Based on Neural Network

Hu Xiaoping Zhang Wenhui Ji Xiaoming
Lishui University, Lishui, Zhejiang, 323000

Abstract: Trajectory tracking problems of free-floating space flexible manipulators were studied. A neural network inverse-model control algorithms based on improved Kalman filtering algorithm was proposed herein. A nonlinear dynamics model was established, and then its control law based on the augmented variable input method was designed; feedforward neural network with good approximation ability was used to compensate adaptively the unknown nonlinear inverse model. Kalman filtering algorithm was designed to ensure network weights online real-time adjustment, system error function was provided by PID controller. Simulation results show that the proposed control scheme is effective and has high value of engineering applications.

Key words: neural network; Kalman filtering algorithm; flexible manipulator; inverse-model control; trajectory tracking

0 引言

空间柔性机械臂相对于空间刚性机械臂而言具有耗能低、惯性小及载荷质量比大等优点^[1-2],但同时也具有更强的动力学耦合非线性特性,而且在运动中更易产生扭曲及剪切变形,这些非线性因素给控制系统设计带来极大的困难,传统的控制策略已经难以有效解决这种强耦合非线性系统的控制问题,因此研究一种具有较强鲁棒特性的高级控制策略具有重要的工程应用价值^[3-5]。

智能控制由于能够较好地处理动力学系统中非线性因素的影响,因此近些年受到了国内外学者的广泛关注,其中自适应控制策略虽然能够有效处理参数非线性问题,但参数线性化计算繁杂,而且非参数扰动对控制系统的鲁棒性影响较大^[6]。模糊控制及神经网络控制等控制方法由于具有学习能力,理论上能够无限逼近控制对象的

非线性动力学模型,无需被控对象的精确模型,因此在控制领域的应用日益广泛。目前国内外学者针对空间机械臂基于神经模糊控制方法的研究做了大量工作^[7-8]。文献[9]针对空间柔性臂系统提出了神经网络的控制方案。该方案针对权值学习律采用了梯度下降法,获得了较好的结果。文献[10]提出了高斯基神经网络的空间柔性臂控制方案。该方案将模糊逻辑与神经网络学习特性结合起来,并针对网络隐层与权值设计了全参数调整算法,获得了较高的控制精度。文献[11]针对柔性机械臂提出了自适应模糊逻辑控制策略。文献[12]提出了基于混合轨迹的漂浮基柔性空间机械臂神经网络控制方法。文献[13]针对快慢子系统提出了双环积分滑模控制方法。

本文针对强耦合的柔性空间机械臂难以有效控制这一问题,提出基于 Kalman 滤波算法的神经网络逆模控制策略。首先采用拉格朗日法建立了自由漂浮空间机器人的动力学模型,然后采用增广变量法推导出保证系统稳定所需的控制律;利用具有良好逼近能力的前馈神经网络来自适应

收稿日期:2012-07-09

基金项目:浙江省自然科学基金资助重点项目(LZ12F02001);
丽水市科技局公益应用项目(2012JYZB30);丽水学院校级科研项目(KY201111)

补偿空间柔性臂的逆动力学模型,由 PID 控制器来提供系统的误差调节函数。网络参数的学习律采用 Kalman 滤波算法来自适应在线实时调节。

1 空间柔性机械臂动力学方程

建立如图 1 所示的惯性坐标系 OXY 。这里 B_0 为空间机械臂的基体,空间机械臂有两部分组成,分别是刚性臂 B_1 和柔性臂 B_2 。建立 $B_i (i=0, 1, 2)$ 的连体坐标系 $O_i x_i y_i$ 。其中, O_1, O_2 为各分体间的连接铰心。 $O_{B_i} (i=0, 1)$ 为各分体质心,其相对 O 的矢径为 $r_i (i=0, 1)$, r 为 B_2 上任一点 p 相对 O 的矢径,总质心 C 相对 O 的矢径为 r_C 。 α, θ_1 及 θ_2 分别为基体姿态及机械臂各关节相对转角。

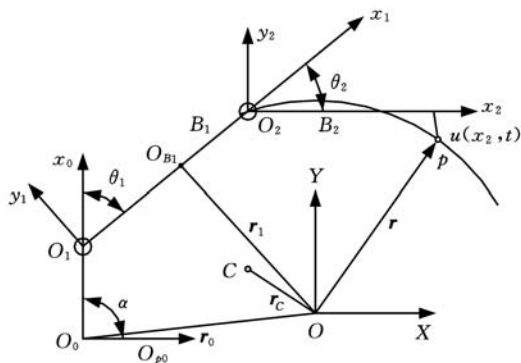


图 1 漂浮基空间柔性臂

将 B_2 视作 Euler-Bernoulli 梁处理, 设 u 为弹性位移, 则其模态函数可表示为

$$u(x_2, t) = \sum_{i=1}^n (\varphi_i(x_2) q_i(t)) \quad (1)$$

其中, $\varphi_i(x_2)$ 为第 i 阶模态函数; $q_i(t)$ 为与模态函数对应的坐标。

设 $m_i, J_i (i=1, 2)$ 分别为 B_i 的质量和中心惯量; ρ 为 B_2 的单位质量密度, EI 为弯曲刚度。设 $x_i (i=0, 1, 2)$ 对应基矢量为 $e_i, e_3 = K \cdot e_2, K = [0, -1; 1, 0]$ 。则由质心定义可得

$$\sum_{i=0}^1 r_i m_i + \rho \int_0^{l_2} r dx_2 = (\sum_{i=0}^1 m_i + \rho l_2) r_C \quad (2)$$

由上式可得

$$r_0 = [-\rho \int_0^{l_2} r dx_2 - m_1 r_1 + (\sum_{i=0}^1 m_i + \rho l_2) r_C] / m_0 \quad (3)$$

设 a 为 O_1 与 O_0 之间的距离, l_0 为 O_{B1} 与 O_1 之间的距离, l_1, l_2 为 B_1 与 B_2 的长度, 则根据图 1 所示的几何关系得

$$r_1 = r_0 + l_0 e_0 + a e_1 \quad (4)$$

$$r = r_0 + l_0 e_0 + l_1 e_1 + x_2 e_2 + u e_3 \quad (5)$$

设自由漂浮空间柔性机械臂系统的初始动量、动量矩均为零, 即 $\dot{r}_C = r_C = 0$ 。定义各分体动

能为 $T_i (i=0, 1, 2)$, 分体的惯量为 $I_j (j=0, 1)$, 系统总动能为 T , 则

$$T_0 = \frac{1}{2} m_0 \dot{r}_0^2 + \frac{1}{2} I_0 \dot{\alpha}^2 \quad (6)$$

$$T_1 = \frac{1}{2} m_1 \dot{r}_1^2 + \frac{1}{2} I_1 (\dot{\alpha} + \dot{\theta}_1)^2 \quad (7)$$

$$T_2 = \frac{1}{2} \rho \int_0^{l_2} r^2 dx_2 \quad (8)$$

$$T = T_0 + T_1 + T_2 \quad (9)$$

由于系统重力势能为零, B_2 为线弹性变形, 则系统弹性势能为

$$U = \frac{1}{2} EI \int_0^{l_2} \frac{\partial^2 u(x_2, t)}{\partial x_2^2} dx_2 \quad (10)$$

系统拉氏函数为

$$L = T - U \quad (11)$$

由拉格朗日方程可得

$$\frac{d}{dt} \frac{dL}{dq_i} - \frac{dL}{dq_i} = Q_i \quad i = 1, 2, \dots \quad (12)$$

其中, q_i 为广义坐标, Q_i 为对应的广义力。不考虑结构黏性阻尼, 整理上式可得封闭形式的动力学方程为

$$D \begin{bmatrix} \ddot{\theta} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} + H = \tau \quad (13)$$

$$\theta = [\theta_1 \quad \theta_2]^T \quad q = [q_1 \quad q_2]^T$$

其中, D 为 4×4 正对称矩阵; H 为 4×1 哥氏力、离心力和弹性力的列阵; $\tau = [\tau_1 \quad \tau_2 \quad 0 \quad 0]^T$ 为控制力矩。

2 基于神经网络的控制系统设计

采用增广变量法扩展系统参数, 定义增广期望关节角为 $\varphi_d = (\theta_d^T, q^T)^T, \varphi = (\theta^T, q^T)^T$ 为增广输入量, 则 $e = \varphi_d - \varphi = (e_\theta^T, 0)$ 为误差向量, 其中 $e_\theta = \theta_d - \theta$ 。在空间柔性机械臂动力学精确模型已知的情况下, 设计如下理想模型情况下的 PID 控制器:

$$\tau = D(\ddot{\varphi}_d + K_p e + K_d \dot{e}) + H \quad (14)$$

式中, K_p, K_d 为反馈增益矩阵。

基于 Lyapunov 理论可以保证控制系统的稳定性。

在实际工程中, 由于受测量手段及未知情况的限制, 空间柔性机械臂理想的精确模型难以获得, 只能建立相应的估计模型。如果将空间柔性机械臂估计模型表示为 \hat{D}, \hat{H} , 则相应的 PID 控制律为

$$\tau = \hat{D}(\ddot{\varphi}_d + K_p e + K_d \dot{e}) + \hat{H} \quad (15)$$

将式(15)代入式(14)中整理得

$$\ddot{e} + K_d \dot{e} + K_p e = \hat{D}^{-1}(\Delta D \ddot{\varphi} + \Delta H) \quad (16)$$

其中, $\Delta D = D - \hat{D}$, $\Delta H = H - \hat{H}$ 为系统建模误差。

由式(16)可知,系统建模误差 ΔD 及 ΔH 的存在导致系统控制性能下降。为解决这个问题,这里采用具有良好学习能力的前馈神经网络来逼近动力学模型。

空间柔性机械臂动力学模型(式(13))写成包含全部输入输出参数向量函数的形式为

$$\tau = f(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{q}, \dot{q}, q) \quad (17)$$

则基于神经网络自学习的空间柔性机械臂控制系统如图2所示,这里总控制输入 τ 由两部分组成,分别为PID反馈控制器 τ_{PD} 和神经网络逆模控制器 τ_{NN} 。

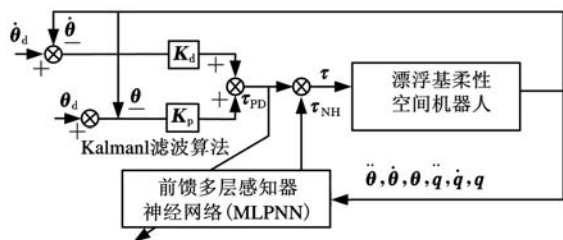


图2 神经网络逆模控制系统

设计PID反馈控制器为

$$\tau_{PD} = K_d \dot{e} + K_p e \quad (18)$$

前馈神经网络控制器设计为

$$\tau_{NN} = M(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{q}, \dot{q}, q, W, b) \quad (19)$$

式中, W 为神经网络连接权值; b 为节点阈值。

则总控制输入

$$\tau = \tau_{PD} + \tau_{NN} \quad (20)$$

对于总控制律(式(20))来说,在控制的初始阶段,神经网络控制器处于学习时期,还没有较好逼近空间机械臂的逆动力学模型,此时PID控制器参与补偿控制,并起着主要控制作用,两种控制器结合共同保证系统稳定。随着神经网络对逆动力学模型逼近的逐步完善,PID控制器的作用越来越小,直至神经网络完全逼近系统逆动力学模型,从而达到精确控制。

因此定义神经网络学习误差 E 为

$$E = \tau_{PD} \quad (21)$$

为保证实时性,便于工程应用,这里设计一种具有快速学习能力的Kalman滤波算法来完成神经网络参数的更新训练。定义 \hat{y} 为神经网络的实际输出, y_d 为神经网络期望输出。设前馈神经网络有 M 层,则每层输入输出关系为

$$I_j^{(k)} = \sum_{i=1}^{N_{k-1}} W_{ij}^{(k-1,k)} O_i^{(k-1)} + b_j^{(k)} \quad (22)$$

$$O_j^{(k)} = \sigma(I_j^{(k)}) \quad (23)$$

$$\sigma(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (24)$$

$$\tau_{NN} = O_j^{(M)} \quad (25)$$

式中, e 为误差; $I_j^{(k)}$ 为第 k 层第 j 个节点的总输入; $W_{ij}^{(k-1,k)}$ 为第 $k-1$ 层第 i 个节点到第 k 层第 j 个节点的连接权值; $b_j^{(k)}$ 为第 k 层第 j 个节点的阈值; $O_i^{(k)}$ 为第 k 层第 i 个节点的输出。

采用反向传播算法,则前馈网络连接权值及阈值的修正公式为

$$W_{ij}^{(k-1,k)}(t+1) = W_{ij}^{(k-1,k)}(t) - \eta \delta_j^{(k)}(t) O_i^{(k-1)} + \lambda \Delta W_{ij}^{(k-1,k)}(t-1) \quad (26)$$

$$b_j^{(k)}(t+1) = b_j^{(k)}(t) - \eta \delta_j^{(k)}(t) O_i^{(k-1)} + \lambda \Delta b_j^{(k)}(t-1) \quad (27)$$

式中, $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial O_j}$ 为反传误差; η 为学习率; λ 为惯性因子。

反向传播算法是由梯度最速下降法推导出的,因此当连接权的状态远离权值点时,其收敛速度是比较快的,但在接近其极值点时,其收敛速度将明显变慢,若在此时通过增大学习率来加快收敛速度,则会导致网络振荡。

采用变步长Kalman滤波算法来加快学习速度,并获得网络极权值。即首先利用反向传播算法进行学习,当网络权值接近其极值时,启动启发式知识,然后再采用变步长Kalman滤波算法来更新前馈网络权重。这里将非线性函数 $O_j^{(M)}(t+1)$ 分别围绕滤波值 $\hat{W}(t|t)$ 和预测值 $\hat{W}(t+1|t)$ 展开成泰勒级数,略去高阶项,得到非线性系统的线性化模型,然后利用其基本方程推得变步长的Kalman滤波公式^[5]。

泰勒展开取近似表达式为

$$O_j^{(M)} = O_j^{(M)} [W_{ij}^{(M-1,M)}(t) + H_j^{(M-1,M)} (W_{ij}^{(M-1,M)} - \hat{W}_{ij}^{(M-1,M)})] + \dots + H_j^{(M-1,M)} \triangleq \frac{\partial O_j^{(M)}}{\partial W_{ij}^{(M-1,M)}} \Big|_{W_{ij}^{(M-1,M)} = \hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}} \dot{\sigma}(I_j^{(M)}) O_i^{(M-1)} \quad (28)$$

$$\hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(t) \triangleq \hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) = \hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(t|t)$$

通过将近似表达式进行整理,简化后代入Kalman滤波公式得网络的输出层权值的修正公式为

$$\hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(t+1) = \hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(t) - \eta_{ij}^{(M-1,M)}(t) \cdot (O_j^{(M)} - y_j^{(M)}) \dot{\sigma}(I_j^{(M)}) O_i^{(M-1)} \quad (29)$$

$$\eta_{ij}^{(M-1,M)}(t) \triangleq \frac{P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t)}{P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) (H_j^{(M-1,M)})^2 + S} \quad (30)$$

$$P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) = P_{ij}^{(M-1,M)}(t|t) + Q(t) \quad (31)$$

$$P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t+1) = [1 -$$

$$\frac{P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) (H_j^{(M-1,M)})^2}{P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) (H_j^{(M-1,M)})^2 + S}] \cdot P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t) \quad (32)$$

其中,初始状态为

$$\hat{W}_{ij}^{(M-1,M)}(0) = \overline{W}_{ij}^{(M-1,M)} \quad (33)$$

$$P_{ij}^{(M-1,M)}(0|0) = P_{ij}^{(M-1,M)}(0) \quad (34)$$

同样,网络隐层($K=M-1, M-2, \dots, 2$)的权重修正公式为

$$\hat{W}_{ij}^{(k-1,k)}(t+1) = \hat{W}_{ij}^{(k-1,k)}(t) - \eta_{ij}^{(k-1,k)}(t) \delta_j^{(k)} O_i^{(k-1)} \quad (35)$$

$$\delta_j^{(k)} = \dot{\sigma}(I_j^{(k)}) \sum_{l=1}^{N_{k+1}} \hat{W}_{lj}^{(k,k+1)} \delta_l^{(k)} \quad (36)$$

$$\hat{b}_j^{(k)}(t+1) = \hat{b}_j^{(k)}(t) - \eta_j^{(k)}(t) \delta_j^{(k)} \quad (37)$$

$$P_{ij}^{(k-1,k)}(t+1|t) = P_{ij}^{(k-1,k)}(t|t) + Q(t) \quad (38)$$

$$H_{ij}^{(k-1,k)} = \dot{\sigma}(I_j^{(k)}) O_i^{(k-1)} \quad (39)$$

$$\eta_{ij}^{(k-1,k)}(t) \triangleq \frac{P_{ij}^{(k-1,k)}(t+1|t)}{P_{ij}^{(k-1,k)}(t+1|t) (H_{ij}^{(k-1,k)})^2 + S} \quad (40)$$

$$P_{ij}^{(M-1,M)}(t+1|t+1) = [1 -$$

$$\eta_{ij}^{(k-1,k)}(t) (H_{ij}^{(k-1,k)})^2] P_{ij}^{(k-1,k)}(t+1|t) \quad (41)$$

网络初始状态为

$$\hat{W}_{ij}^{(k-1,k)}(0) = \bar{W}_{ij}^{(k-1,k)} \quad (42)$$

$$P_{ij}^{(k-1,k)}(0|0) = P_{ij}^{(k-1,k)}(0) \quad (43)$$

$$\hat{b}_j^{(k)}(0) = \bar{b}_j^{(k)} \quad (44)$$

通过上述前馈神经网络参数实时在线更新学习,可逐步建立起精确的空间柔性臂逆动力学模型,从而达到精确控制的效果。

3 仿真算例及分析

图 1 所示空间柔性机械臂参数分别为 $l_0 = 0.5\text{m}, l_1 = l_2 = 1.5\text{m}, a = 1\text{m}$;各分体质量 $m_0 = 40\text{kg}, m_1 = 2\text{kg}$,密度为 $\rho = 0.5\text{kg/m}$;弯曲刚度为 $EI = 300\text{N} \cdot \text{m}^2$ 。惯性矩为 $I_0 = 25\text{kg} \cdot \text{m}^2, I_1 = 0.5\text{kg} \cdot \text{m}^2$ 。通过与 PID 算法比较来证明本文控制算法的优越性。为体现公平性,本文所用控制器参数与独立 PID 所用的增益参数 K_p, K_d 取相同值。

关节期望的轨迹为

$$\theta_{1d} = \sin 0.2\pi t \quad \theta_{2d} = \cos 0.2\pi t$$

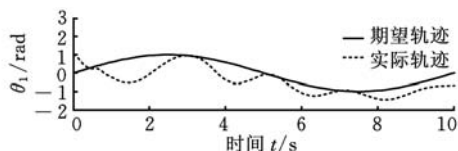
PD 控制器增益参数为

$$K_p = \text{diag}(15, 15), K_d = \text{diag}(25, 25)$$

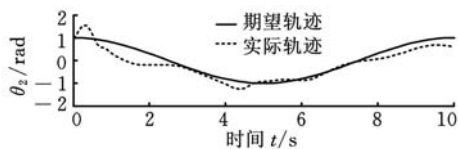
网络参数为 $\lambda(0) = 0.25, \eta(0) = 0.7$;基体及关节运动初始值为 $\theta_1(0) = \theta_2(0) = 1, \alpha(0) = 0$ 。

神经网络采用 4 层网络,初始权值在零点附近随机选取,其仿真结果见图 3~图 8。其中图 3~图 5 为采用 PID 控制方案的轨迹跟踪曲线、速度跟踪误差曲线及关节力矩图。图 6~图 8 为采用本文控制方案的轨迹跟踪曲线、速度跟踪误差曲线及关节力矩图。

由图 3~图 4 可以看出,采用 PID 控制算法的位置跟踪误差及速度误差均较大,且控制力矩较大,这说明 PID 控制器难以有效控制非线性强耦合系统,所需力矩不仅较大,而且呈现振荡形式。而由图 6~图 8 可以看出,位置跟踪和角速度跟踪能够在较短时间($t = 5\text{s}$)内达到较高的跟



(a) 关节 1



(b) 关节 2

图 3 PID 位置轨迹跟踪情形图

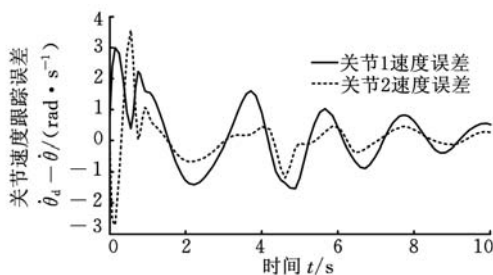
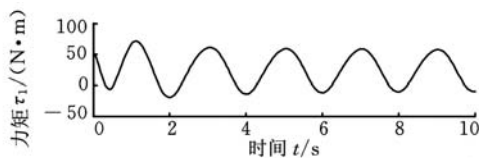
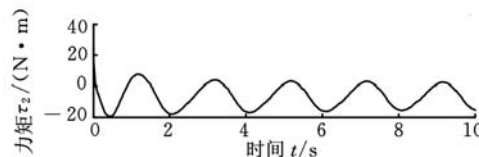


图 4 PID 关节速度跟踪误差图

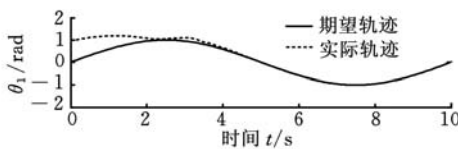


(a) 关节 1

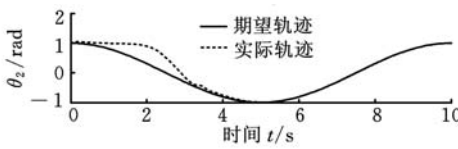


(b) 关节 2

图 5 PID 控制力矩情形



(a) 关节 1



(b) 关节 2

图 6 本文位置轨迹跟踪情形图

踪精度,且控制力矩不大,说明所设计的多层前馈神经网络逆模 PID 控制器是有效的。由图 6、图 7 可以看出,在开始阶段误差较大,随着时间的增

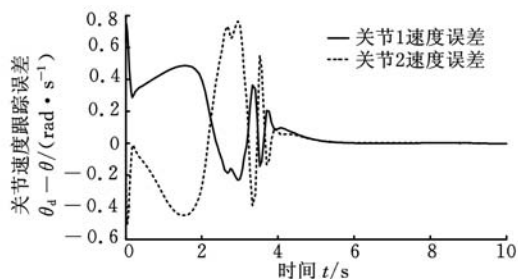
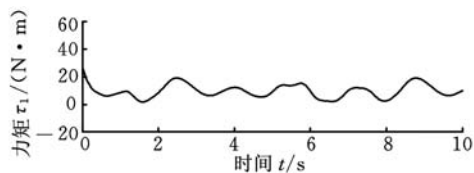
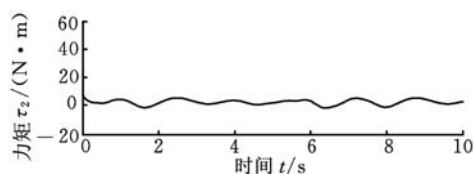


图7 本文关节速度跟踪误差图



(a) 关节 1



(b) 关节 2

图8 本文控制力矩情形

长,误差逐渐减小,跟踪精度逐渐提高,这是由于在控制的开始阶段,神经网络还处于学习时期,此时未能比较精确地逼近柔性机械臂逆模型,这时与常规PID反馈控制器共同作用来减小关节角的跟踪误差;随着学习的进行,神经网络越来越精确地逼近机械臂的逆模型,而PID控制器的效果逐渐减弱直至忽略,从而最终达到最佳控制效果。

4 结论

(1)通过拉格朗日法和假设模态建立了自由漂浮柔性空间机械臂的非线性动力学模型。

(2)利用增广变量输入法推导了控制律,设计了神经网络PD控制器。

(3)基于Kalman滤波算法设计了网络参数自适应学习律,保证了网络权值及阈值的在线实时调整。

(4)通过仿真详细分析了控制机理,验证了所提控制算法的有效性。该控制方案不仅适用于空间柔性机械臂控制,而且对于其他的强耦合非线性系统同样具有较高工程应用价值。

参考文献:

[1] Amor J, William A. Experimental Study on Active Vibration Control of a Single-link Flexible Manipulator Using Tools of Fuzzy Logic and Neural Net-

works[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2005, 54(3): 1200-1208.

[2] 刘善增,余跃庆,刘庆波,等. 3-RRS 并联机器人的动力学分析[J]. 中国机械工程, 2008, 19(15): 1778-1781.

Liu Shanzeng, Yu Yueqing, Liu Qingbo, et al. Dynamics Analysis of a 3-RRS Parallel Manipulator [J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19(15): 1778-1781.

[3] 洪在地, 负超, 陈力. 柔性臂漂浮基空间机器人建模与轨迹跟踪控制[J]. 机器人, 2007, 29(1): 92-96.

Hong Zaidi, Yun Chao, Chen Li. Modeling and Trajectory Tracking Control of a Free-floating Space Robot with Flexible Manipulators [J]. Robot, 2007, 29(1): 92-96.

[4] Dubowsky S, Papadopoulos E G. The Kinematics, Dynamics and Control of Free-flying Space Robotic Systems [J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 1993, 9(5): 531-543.

[5] 王耀南. 机器人智能控制工程 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.

[6] Yoshida K, Hashizume K, Abiko S. Zero Reaction Maneuver Flight Validation with ETS-VII Space Robot and Extension to Kinematically Redundant Arm [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Piscataway, USA: IEEE, 2001: 441-446.

[7] Farzaneh A, Talebi H A, Rajnikant V, et al. A Stable Neural Network-based Observer with Application to Flexible-joint Manipulators [J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 2006, 17(1): 118-129.

[8] Chen Li. Adaptive and Robust Composite Control of Coordinated Motion of Space Robot System with Prismatic Joint [C] // Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai, China, 2002: 1255-1259.

[9] 洪在地, 负超, 陈力. 漂浮基空间机器人及其柔性影响下逆模神经网络控制 [J]. 宇航学报, 2007, 28(6): 1510-1515.

Hong Zaidi, Yun Chao, Chen Li. Inverse-model Neuro-control of Free 2 Floating Space Robot with Rigid Manipulators and Rigid-flexible Manipulators [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(6): 1510-1515.

[10] 洪昭斌, 陈力. 基于高斯基模糊神经网络的漂浮基柔性空间机械臂自学习控制 [J]. 工程力学, 2008, 29(6): 172-177.

Hong Zhaobin, Chen Li. Self-learning Control of Space Flexible Manipulator Base on Gauss Function Fuzzy Neural Network [J]. Engineering Mechanics, 2008, 29(6): 172-177.

矿用自卸车车架结构多目标拓扑优化研究

蒋金星¹ 谷正气^{1,2} 米承继¹ 王玉涛¹ 臧晓蕾¹

1. 湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室,长沙,410082

2. 湖南工业大学,株洲,412007

摘要:为给矿用自卸车车架结构设计和优化提供参考,针对国产首台 300t 矿用自卸车工作环境极其复杂、行驶路况极为恶劣以及载重量大而导致车架结构容易破坏失效的情况,采用 SIMP 变密度法对其进行拓扑优化研究,以多工况下的刚度和一阶振动频率为目标,并利用折衷规划法定义的多刚度和高频率的多目标拓扑优化函数进行优化。依据优化结果设计了新的车架,并比较了经验设计下的车架和新车架的刚度和频率。研究表明:采用多目标拓扑优化方法指导设计的车架刚度和频率都有显著提高,改善了车架的使用性能,能使车架更好地在恶劣环境中使用。

关键词:矿用自卸车;变密度;拓扑优化;多目标;折衷规划法

中图分类号:U463.1

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2013.08.007

Multi-objective Topology Optimization of a Mining Dump Truck Frame

Jiang Jinxing¹ Gu Zhengqi^{1,2} Mi Chengji¹ Wang Yutao¹ Zan Xiaolei¹

1. State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body, Hunan University, Changsha, 410082

2. Hunan University of Technology, Zhuzhou, Hunan, 412007

Abstract: In order to guide the structural design and optimization of frame of a first domestic mining dump truck, the local failure or damage of this component were concerned, which was due to terrible running road and overweight. Based on SIMP (solid isotropic material with penalization) method and variable density method, topology optimization of frame was studied, where both the stiffness and first-order frequency were regarded as optimization objectives under multiple loading conditions. Compromise programming method was utilized to define multi-objective topology optimization function of multi-stiffness and frequencies. Compared with stiffness and frequency of original frame, it is shown that the performances of optimized structure are definitely improved. Which is extremely helpful to design and optimize frame of mining dump truck so that it is able to work well under terrible situation.

Key words: mining dump truck; variable density; topology optimization; multi-objective; compromise programming

0 引言

国内外汽车行业的拓扑优化研究开展比较早,

Jog 等^[1]采用拓扑优化和尺寸优化两种方法对汽车车身进行了优化设计,得到了满足刚度要求的新车身;Chiandussi 等^[2]对 McPherson 后悬架的副车架进行了拓扑优化,在优化过程中,没有直接对结构的体积进行约束,而是对最大平均应力和一阶频率提出了相关要求;石琴等^[3]对集装箱半挂车车架进行了结构拓扑优化设计;高云凯等^[4]

收稿日期:2011-11-08

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2012AA041805);国家自然科学基金资助项目(50975083);湖南省科技重大专项(2009GK1002);汽车车身先进设计制造国家重点实验室计划资助项目(61075001)

[11] 张晓东,贾庆轩,孙汉旭,等.空间机器人柔性关节轨迹控制研究[J].宇航学报,2008,29(6):1865-1869.

Zhang Xiaodong, Jia Qingxuan, Sun Hanxu, et al. The Research of Space Robot Flexible Joint Trajectory Control [J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(6):1865-1869.

[12] 洪昭斌,陈力.基于混合轨迹的柔性空间机械臂神经网络控制[J].中国机械工程,2011,22(2):138-143.

Hong Zhaobin, Chen Li. Neural Network Control Base on Hybrid Trajectory of Space Flexible Manipulators [J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(2):138-143.

2011, 22(2):138-143.

[13] 梁捷,陈力.柔性空间机械臂系统的双环积分滑模控制[J].中国机械工程,2011,22(16):1906-1912.

Liang Jie, Chen Li. Dual-loop Integral Sliding Mode Control for Flexible Space Manipulators [J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(16):1906-1912.

(编辑 王艳丽)

作者简介:胡小平,男,1962年生。丽水学院工学院副教授。主要研究方向为机器人动力学与控制。发表论文 20 余篇。
张文辉,男,1980年生。丽水学院工学院讲师、博士。季晓明,男,1964年生。丽水学院工学院副教授。