基于动力补偿的液压并联运动平台控制策略

袁立鹏 董彦良 赵克定 许宏光

(哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对所研制的飞行模拟器用大负载液压六自由度并联运动平台,在对系统闭环动力学模型进行详细分析的基础上,依据系统数学模型存在外扰力、摩擦力及不确知参数等因素影响的控制特性,利用系统闭环动力学模型的动力补偿特性,采用六维动力补偿器,提出一种 PD 控制器加小波神经网络补偿器进行在线动力学补偿的实时控制策略,并通过实验验证了其控制的有效性. 结果表明:该方法具有良好的跟踪特性,能够提高系统响应快速性、运动精度及抗负载扰动能力,很大程度上克服了系统的动力耦合及参数时变和未知力扰动带来的影响,为多自由度运动系统的高性能实时控制开辟了崭新途径.

关 键 词: 运动平台; 小波; 神经网络; 动力学

中图分类号: TP 212.12

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)08-0941-05

Dynamic compensator control strategy of hydraulic parallel manipulator

Yuan Lipeng Dong Yanliang Zhao Keding Xu Hongguang

(School of Mechatronic Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: The prototype of a hydraulic driven 6-DOF parallel manipulator used in fly model simulator was presented. Considering on the mathematical model of the system which has many uncertain effect factors such as disturbed force, friction force and uncertain parameter, the research on the closed loop dynamics model of the system was made. According to the dynamic compensation characteristics of the closed loop model of the system, six-dimension dynamic compensator was adopted. A real time control strategy which is composed by PD controller and wavelet neural network was put forward to make dynamic compensation. Experiment result shows that this method has characteristics of well tracing ability. And it can improve the response time, movement accuracy and resistance to load disturbance of the system. It also can overcome the effects which are produced by the dynamic coupling, real time varied parameters and unknown disturbance. This method presents a brand-new path for high performance of the parallel manipulator mechanism.

Key words: manipulator; wavelet; neural networks; dynamics

从动力学观点看,六自由度并联机构是一个模型复杂的具有非对称特性的非线性、强耦合、变负载、变参数的多变量系统[1],应用传统的控制系统设计方法很难满足其控制要求. 国内近年来对六自由度并联机构的控制策略[2-3]进行了理论分析,得出了一些指导性结果,但控制效果仍较难满足实际要求. 与国内相比,国外对六自由度并联机构的研究要深入得多. 文献[4-8]引入了系统动力学方程对六自由度并联机构进行了分析研究,获得了较好的运动平滑性和控制精度. 文献[9]进一步采用结合 H_∞ 控制器的近似逆动力模型对并联运动系统进行了详尽探讨,说明其效果优于 PID 控制. 从这些先进经验可看出,基于系统动力学模型的具有鲁棒性的智能控制方法是解决该问题的有效途径. 本文从六自由度运动系统的动力学方程入手,考虑参数变化及负载耦合等因素对系统产生的不确定力干扰,首次设计了 PD 控制器加小波神经网络动力补偿器的控制策略,

收稿日期: 2005-09-05

基金项目: 国家 985 工程资助项目

作者简介: 袁立鹏(1976-), 男,黑龙江哈尔滨人,讲师,hitylp@126.com.

并通过实验验证了此方法对于飞行模拟器用六自由度运动系统实时控制的有效性.

1 并联运动平台动力学模型

液压六自由度运动平台受力情况如图 1 所示,其中 $\boldsymbol{F}_{\text{ext}}$,$\boldsymbol{T}_{\text{ext}}$ 为动平台所受的外力、外力矩;$\boldsymbol{F}_{\text{g}}$,$\boldsymbol{T}_{\text{g}}$ 为动平台及载荷的重力、重力矩;$\boldsymbol{F}_{\text{p}}$,$\boldsymbol{T}_{\text{p}}$ 为动平台运动时的惯性力和惯性矩;$\boldsymbol{F}_{\text{leg}}$,$\boldsymbol{T}_{\text{leg}}$ 为各分支运动时产生的附加力和附加力矩;f_i 为第 i 分支的驱动力;$\boldsymbol{h}_i$ 为分支 i 的单位方向矢量.

依据质点系的达朗贝尔原理和力的等效方法,可得到 Stewart 平台的受力平衡方程[1]

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{h}_1 & \boldsymbol{h}_2 & \cdots & \boldsymbol{h}_6 \\ \boldsymbol{r}_{\text{B1}} \times \boldsymbol{h}_1 & \boldsymbol{r}_{\text{B2}} \times \boldsymbol{h}_2 & \cdots & \boldsymbol{r}_{\text{B6}} \times \boldsymbol{h}_6 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(\boldsymbol{F}_{\text{ext}} + \boldsymbol{F}_{\text{g}} + \boldsymbol{F}_{\text{p}} + \boldsymbol{F}_{\text{leg}}\right) \\ -\left(\boldsymbol{T}_{\text{ext}} + \boldsymbol{T}_{\text{g}} + \boldsymbol{T}_{\text{p}} + \boldsymbol{T}_{\text{leg}}\right) \end{bmatrix} \tag{1}$$

将上式右边各力、力矩的具体形式写出并加以化简,同时考虑运动副和驱动元件的摩擦力及摩擦力矩 $\boldsymbol{f}_{\text{m}}$ 及 $\boldsymbol{T}_{\text{m}}$、以及各种有界外扰力 $\boldsymbol{\tau}_{\text{d}}$,此外注意到上式左边运动平台与驱动杆之间的力传递矩阵与 Stewart 平台雅可比矩阵 $\boldsymbol{J}$ 互为转置的关系,可得标准形式的逆动力学公式

$$\boldsymbol{M} \cdot \ddot{\boldsymbol{q}} + \boldsymbol{V}_{\text{m}} \cdot \dot{\boldsymbol{q}} + \boldsymbol{G} + \boldsymbol{Q}_{\text{ext}} + \boldsymbol{\tau}_{\text{d}} = \boldsymbol{J}^{\text{T}} \cdot f = \boldsymbol{u} \tag{2}$$

其中,$\boldsymbol{M}$ 为平台及分支惯量的惯性矩阵,$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{M}_{\text{p}} + \boldsymbol{M}_{\text{leg}}$;$\boldsymbol{V}_{\text{m}}$ 为平台及分支的哥氏力及离心力矩阵 $\boldsymbol{V}_{\text{m}} = \boldsymbol{V}_{\text{mp}} + \boldsymbol{V}_{\text{mleg}}$;$\boldsymbol{G}$ 为重力矩阵 $\boldsymbol{G} = \boldsymbol{G}_{\text{p}} + \boldsymbol{G}_{\text{leg}}$;$\boldsymbol{Q}_{\text{ext}}$ 为外力及摩擦力合力 $\boldsymbol{Q}_{\text{ext}} = \boldsymbol{F}_{\text{ext}} + \boldsymbol{T}_{\text{ext}} + \boldsymbol{f}_{\text{m}} + \boldsymbol{T}_{\text{m}}$;$\boldsymbol{u}$ 为逆动力学控制输入;$\boldsymbol{q}$ 为六维轨迹向量.

由于式(2)中部分参数不确知或难于测量,本文采用小波神经网络进行非模型的非线性逼近,从而形成了不确知动力学模型的有效在线补偿.

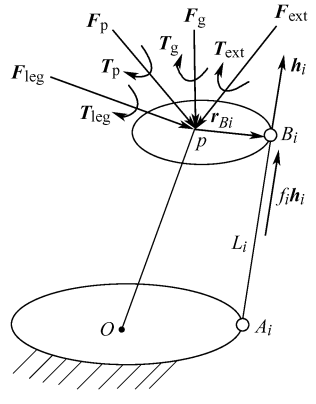


图 1 Stewart 平台受力分析

2 并联系统小波神经网络动力补偿器

小波神经网络(WNN, Wavelet Neural Network)是将小波理论和神经网络相结合的一种新型前向神经网络,其激励函数选取小波函数. 小波神经网络逼近特性的分析是在多分辨分析(MRA, Multi-Resolution Analysis)的框架中进行的[10-11],而这种分析方法保证了小波网络在 $L^2(R)$ 空间中的函数逼近特性,同时其并不要求被逼近函数的连续性.

本文所研究的六自由度并联机构动力学模型由于存在外扰力、摩擦力及不确知参数等因素的影响,致使该被逼近模型成为了非连续的非线性动力学函数. 而小波神经网络的逼近特性恰好符合此模型的应用环境. 因此,本文选取了一类小波神经网络进行函数逼近,网络的激励为墨西哥帽函数:$\psi(x) = (1-x^2)\,\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2}}$,网络结构为 3 层前向神经网络(输入层、隐层和输出层).

基于以上动力学分析,给出系统闭环动力学模型:

给定理想六维轨迹 $\boldsymbol{q}_{\text{d}}(t)$,得轨迹误差项为

$$\boldsymbol{e}(t) = \boldsymbol{q}_{\text{d}}(t) - \boldsymbol{q}(t) \tag{3}$$

经滤波的系统轨迹误差为

$$\boldsymbol{r} = \dot{\boldsymbol{e}} + \lambda \boldsymbol{e} \tag{4}$$

其中 $\lambda > 0$,为设计的正参数. 经整理得滤波轨迹误差 $\boldsymbol{r}$ 的系统动力学模型

$$\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{r}} = -\boldsymbol{V}_{\text{m}}\boldsymbol{r} - \boldsymbol{u} + \boldsymbol{R} + \boldsymbol{\tau}_{\text{d}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{R}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{M}(\ddot{\boldsymbol{q}}_{\text{d}} + \lambda \dot{\boldsymbol{e}}) + \boldsymbol{V}_{\text{m}}(\dot{\boldsymbol{q}}_{\text{d}} + \lambda \boldsymbol{e}) + \boldsymbol{G} + \boldsymbol{Q}_{\text{ext}} \tag{6}$$

其中

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{q}^{\text{T}} & \dot{\boldsymbol{q}}^{\text{T}} & \boldsymbol{q}_{\text{d}}^{\text{T}} & \dot{\boldsymbol{q}}_{\text{d}}^{\text{T}} & \ddot{\boldsymbol{q}}_{\text{d}}^{\text{T}} \end{bmatrix} \tag{7}$$

非线性函数 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{x})$ 包括所有系统参数,而这些系统参数中部分不确知或难于测量. 因此这里设计动力补偿控制策略的系统控制输入为

$$\boldsymbol{u}_0 = k_v \boldsymbol{r} + \hat{\boldsymbol{R}} - \boldsymbol{v} \tag{8}$$

其中 $k_v > 0$,$\hat{\boldsymbol{R}}$ 为 $\boldsymbol{R}$ 的估计补偿,$\boldsymbol{v}$ 为鲁棒项. 以 $\boldsymbol{u}_0$ 替代 $\boldsymbol{u}$,并联立式(5)及式(8)得整个闭环系统动力学模型为

$$\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{r}} = -(k_v + \boldsymbol{V}_{\text{m}})\boldsymbol{r} + \tilde{\boldsymbol{R}} + \boldsymbol{\tau}_{\text{d}} + \boldsymbol{v} \tag{9}$$

非线性函数 $\boldsymbol{R}$ 的逼近误差为 $\tilde{\boldsymbol{R}} = \boldsymbol{R} - \hat{\boldsymbol{R}}$. 动力学在线补偿的思想是在系统运行过程中,$\hat{\boldsymbol{R}}$ 能够实时准确地反应 $\boldsymbol{R}$ 的大小,进而克服非线性函数 $\boldsymbol{R}$ 对系统性能的影响.

基于以上分析,设计结合 PD 控制的小波神经网络动力学补偿控制策略的系统结构见图 2.

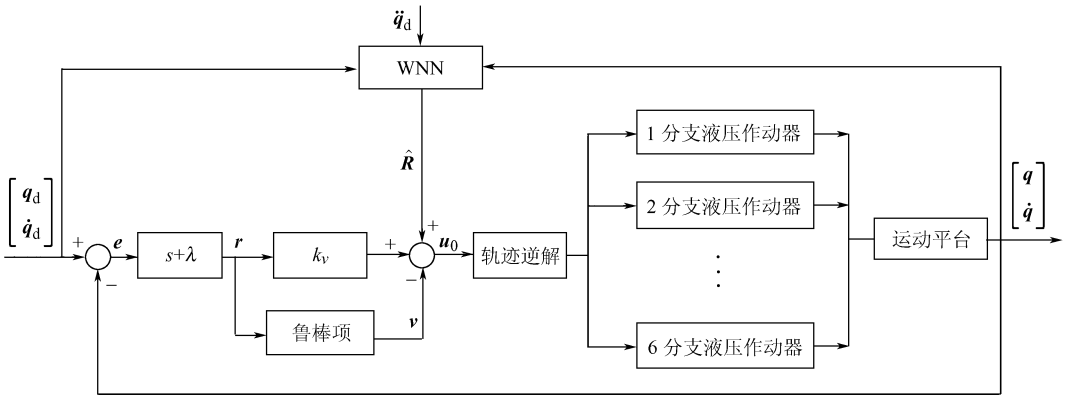


图 2　并联运动系统小波神经网络补偿控制器

神经网络输入 $\boldsymbol{x}=\left[\boldsymbol{q}^{\mathrm{T}} \quad \dot{\boldsymbol{q}}^{\mathrm{T}} \quad \boldsymbol{q}_{\mathrm{q}}^{\mathrm{T}} \quad \dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}} \quad \ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}\right]$,而运动系统总的控制输入由 3 项组成,分别为:PD 控制器输出,神经网络动力补偿器输出 $\hat{\boldsymbol{R}}$ 和鲁棒项 $\boldsymbol{v}$,其中 $\hat{\boldsymbol{R}}$ 为神经网络输出.

$$\hat{\boldsymbol{R}}(\boldsymbol{x})=\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\psi(\hat{\boldsymbol{V}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}) \tag{10}$$

其中 $\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}$,$\hat{\boldsymbol{V}}^{\mathrm{T}}$ 分别为隐层到输出层、输入层到隐层理想权值的估计,它们由权值调整算法迭代得出.

由于 Stewart 并联机构控制属于六维轨迹跟踪问题,神经网络输入 $\boldsymbol{x}$ 的每一元素均为六维轨迹向量,而网络输出为六维力补偿向量. 为实时、准确逼近六维力函数,这里采用 6 套子网络分别跟踪 6 方向力矢量,从而最终构成了整个六维力逼近小波神经网络. 其网络结构如图 3 所示.

此结构中各子网络的输入分别为六维轨迹运动参数中的一维,经网络计算调整后输出其所对

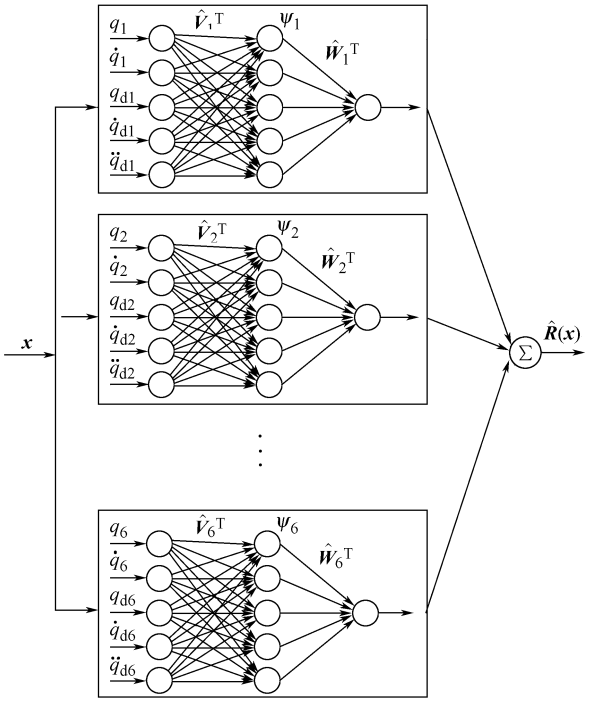


图 3　神经子网络结构

应方向的力补偿参数,合成后求出六维动力补偿器输出 $\hat{\boldsymbol{R}}$.

将滤波后的轨迹误差经过神经网络六维力补偿及鲁棒调整后,可得平台轨迹误差控制输出,但由于其为微小增量,采用并联机构平台与分支间误差分配公式(11)将其分配至 6 个驱动分支从而驱动上平台.

$$\Delta\boldsymbol{L}=\boldsymbol{J}\cdot\Delta\boldsymbol{q} \tag{11}$$

其中,$\boldsymbol{J}$ 为 Stewart 平台雅可比矩阵;$\Delta\boldsymbol{L}$ 为 6 运动分支长度误差输入量;$\Delta\boldsymbol{q}$ 为平台轨迹误差输出量.

在形成轨迹大闭环反馈过程中,由于上平台瞬时六维姿态实时测量很难实现,需昂贵的专用测试设备,为解决此问题,本文采用 Newton-Raphson 位置正解迭代公式由安装于 6 分支液压作动器上的磁滞伸缩位移传感器实时测量分支长度从而计算平台瞬时位姿,应用计算结果与给定信号做差,最终构成轨迹大闭环.

以上结合 PD 控制的神经网络动力学补偿控制策略由于采用了 PD 控制器作为控制内环,可以保证系统的基本稳定特性,使其在网络未学习好之前稳定运行,因此对网络初始权值没有苛刻要求. 同时由于小波神经网络补偿控制器可以实时逼近复杂的六维力信号从而克服系统的动力耦合及参数时变和未知力扰动等影响,综合鲁棒项的作用,系统可以最终实现高精度的轨迹跟踪. 此外,该控制结构还具有实时性良好(采用如下权值调整算法)及模型自由等特点.

3　权值调整法

本文采用了新型神经网络实时权值调整算法. 该算法无需复杂的依据导师信号的反向传播调整过程,可以及时完成复杂网络权值修正,达到实时控制的目的.

首先给出如下并不苛刻的假设条件,其均可通过并联机构系统设计予以保证.

假设 1(有界的参考路径):系统轨迹 $\boldsymbol{q}_{\mathrm{d}}$ 的期望路径满足下式,其中 q_{B} 已知.

$$\left\| \begin{matrix} \boldsymbol{q}_{\mathrm{d}} \\ \dot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}} \\ \ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}} \end{matrix} \right\| \leqslant q_B \tag{12}$$

可得出:对于每一时刻 t,$\boldsymbol{x}(t)$ 满足[12]

$$\| \boldsymbol{x} \| \leqslant c_1 + c_2 \| \boldsymbol{r} \| \leqslant q_{\mathrm{B}} + c_0 \| \boldsymbol{r}(0) \| + c_2 \| \boldsymbol{r} \| \tag{13}$$

其中 c_0, c_1, c_2 为正常数.

假设 2(有界的理想目标权值):$\boldsymbol{Z}$ 为理想权值构成的矩阵.

$$\boldsymbol{Z} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{V} \end{bmatrix} \tag{14}$$

满足:$\| \boldsymbol{Z} \|_{\mathrm{F}} \leqslant Z_{\mathrm{M}}$. 其中 $\| \boldsymbol{Z} \|_{\mathrm{F}}$ 为 $\boldsymbol{Z}$ 的 Frobenius 范数,Z_{M} 为理想权值上限.

假设 3(初始条件要求):设定在紧集 $\boldsymbol{S}_x = \{\boldsymbol{x} \mid \| \boldsymbol{x} \| < b_x, b_x > q_{\mathrm{B}}\}$ 上,神经网络对于所有的 $\boldsymbol{x}$ 保持对非线性函数 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{x})$ 逼近误差小于 ε_N(采用理想权值的 WNN 逼近误差上限). 同时定义 $\boldsymbol{S}_r = \{\boldsymbol{r} \mid \| \boldsymbol{r} \| < (b_x - q_{\mathrm{B}})/(c_0 + c_2)\}$,令 $\boldsymbol{r}(0) \in \boldsymbol{S}_r$,则由式(13)可知在 $\boldsymbol{S}_r$ 上神经网络保持对 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{x})$ 的逼近特性.

基于以上假设并根据文献[13-14],修正后的神经网络权值调整规则如下:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\boldsymbol{W}}} &= \boldsymbol{S}\hat{\psi}\boldsymbol{r} - \boldsymbol{S}\hat{\psi}'\hat{\boldsymbol{V}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}\boldsymbol{r} - k_0\boldsymbol{S} \| \boldsymbol{r} \| \hat{\boldsymbol{W}} \\ \dot{\hat{\boldsymbol{V}}} &= \boldsymbol{T}\boldsymbol{x}\boldsymbol{r}\hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\hat{\psi}' - k_0\boldsymbol{T} \| \boldsymbol{r} \| \hat{\boldsymbol{V}} \end{aligned} \tag{15}$$

其中参数矩阵 $\boldsymbol{S} = \boldsymbol{S}^{\mathrm{T}} > 0$;$\boldsymbol{T} = \boldsymbol{T}^{\mathrm{T}} > 0$;$k_0 > 0$ 为一数值较小的设计指标参数,作为权值收敛和路径误差间的设计折中;$\hat{\psi}$ 及 $\hat{\psi}'$ 分别表示网络隐层实际输出及其导数输出.

设计的鲁棒项为[15]

$$\boldsymbol{v} = -K_Z \left(\| \hat{\boldsymbol{Z}} \|_{\mathrm{F}} + Z_{\mathrm{M}} \right) \boldsymbol{r} \qquad K_Z > c_2 \tag{16}$$

合理选择 Z_{M} 以及应用足够大的 K_Z,该鲁棒项可以克服系统高阶未建模动态特性、$\boldsymbol{R}(\boldsymbol{x})$ 泰勒展开高阶项,以及外界扰动和神经网络的重构误差.

对于以上系统整体控制算法,可以利用 Lyapunov 原理证明整个系统的稳定性[16],同时可得以下结论[16]:如果系统的期望路径满足假设 1,初始路径误差 $\boldsymbol{r}(0)$ 满足假设 3 中给定的条件,理想的目标权值满足假设 2,则通过调整 PD 控制器的参数 k_v 足够大,采用式(15)给定的网络权值调整规则和鲁棒控制项式(16),能够保证系统一致最终有界. 通过增大 k_v 可以保证误差项 $\boldsymbol{r}(t)$ 一致最终收敛到一个足够小的值,获得任意小的路径误差,网络权值有界,系统控制输入有界,并且网络权值可以实时在线调整不需要离线学习.

4 控制系统实验研究

本研究室由 985 工程资助的飞行模拟器液压六自由度运动平台机构尺寸为:上平台半径 0.56 m,下平台半径 0.7 m,上平台短边夹角 13.33°,下平台短边夹角 28.65°. 液压作动器 2 个铰点间最短长度 0.9 m,最大长度 1.295 m. 控制器参数为:$\boldsymbol{S} = 10 \times \mathrm{diag}\{5,5\}$,$\boldsymbol{T} = 10 \times \mathrm{diag}\{5,5\}$,$k_0 = 0.05$,$Z_{\mathrm{M}} = 5$,$K_Z = 1$,每套小波神经子网络输入为形如式(7)的六维轨迹运动参数中的一维,网络隐层神经元选为 5 个. 实验条件为:系统压力 10 MPa,油温 30~40℃,平台载荷为自身重量,约 500 kg.

图 4、图 5 为系统做绕 y 轴频率 4 Hz,峰—峰值 3°正弦滚转运动时的实验响应曲线,其中图 4 采用 PID 控制,图 5 采用本文 PD 控制器加小波神经网络补偿器进行控制.

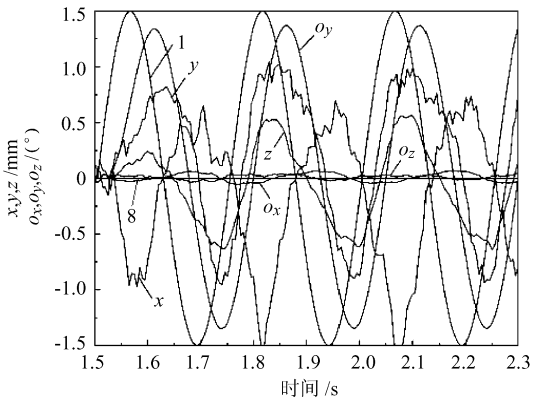


图 4 运动系统滚转正弦响应曲线(PID 控制)

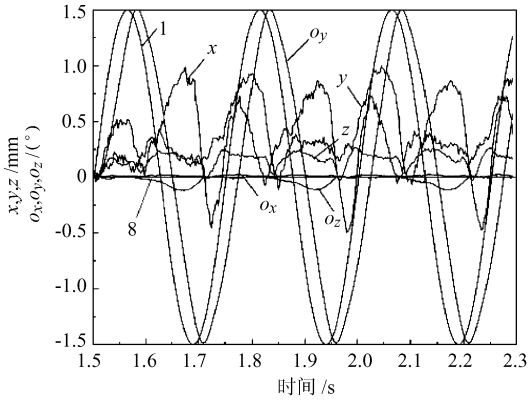


图 5 运动系统滚转正弦响应曲线(WNN 控制)

图中曲线 1 表示给定的平台滚转正弦信号,曲线 x,y,z,o_x,o_y,o_z 分别表示平台横向、纵向、升降、俯仰、滚转、偏航 6 个自由度的运动轨迹. 为便于表示,其中曲线 z 表示的仅为平台相对其中位的运动轨迹. 而曲线 8 表示除滚转外的 5 个自由度的理论运动轨迹.

由图可以看出,采用 PD 控制器加小波神经网络补偿器进行在线动力补偿的控制效果要明显好于 PID 控制,其具有良好的响应特性,系统相位及幅值误差均有明显改善,对于其它几个自由度上产生附加位移具有良好的衰减效果,很大程度上克服了系统的动力耦合及参数时变和未知力扰动带来的影响. 同时说明在系统压力 10 MPa 条件下,采用该控制方法,运动系统的滚转运动具有 4 Hz(峰—峰值 3°)的正弦响应能力,且此时其相位滞后不超过 30°,幅值误差不大于 10%.

5　结 束 语

针对所研制的飞行模拟器用大负载液压六自由度并联运动平台,利用系统闭环动力学模型的动力补偿特性,依据系统的复杂控制规律,采用 PD 控制器加小波神经网络补偿器进行在线动力学补偿的实时控制策略,实现了良好的控制性能,系统相位及幅值误差均有明显改善,很大程度上克服了系统的动力耦合及参数时变和未知力扰动带来的影响,为多自由度运动系统的高性能实时控制开辟了崭新途径.

参考文献 (References)

[1] 杨灏泉. 飞行模拟器六自由度运动系统及其液压伺服系统的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学机电工程学院,2002
Yang Haoquan. Research on 6-DOF motion system of flight simulation and its hydraulic servo system[D]. Harbin: School of Mechatronic Engineering, Harbin Institute of Technology, 2002 (in Chinese)

[2] 黄茹楠,高英杰,王洪瑞. 并联机器人的一种鲁棒最优控制结构[J]. 燕山大学学报, 1999, 23 (2):175-177
Huang Runan, Gao Yingjie, Wang Hongrui. A kind of robust optimum control of parallel robot[J]. Journal of Yanshan University, 1999, 23(2): 175-177(in Chinese)

[3] 黄真,孔令富,方跃法. 并联机器人机构学理论及控制[M]. 北京: 机械工业出版社,1997:303-350
Huan Zhen, Kong Lingfu, Fang Yuefa. Mechanism theory and control of parallel robot[M]. Beijing: Mechanism Industry Publishing Company, 1997:303-350(in Chinese)

[4] Asada H, Slotine J J E. Robot analysis and control[J]. John Wiley and Sons, 1985, 16(3): 61-65

[5] Ting Y, Chen Y S, Wang S M. Task-space control algorithm for Stewart platform[C]// IEEE/CSS. Proc IEEE Conf Decis Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 3857-3862

[6] Kim N I, Lee C W. High speed tracking control of Stewart platform manipulator via enhanced sliding mode control [C]// IEEE. Proc IEEE Int Conf Rob Autom. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1998:2716-2721

[7] Kang J Y, Kim D H, Lee K I. Robust tracking control of Stewart platform[C]// IEEE. Proc IEEE Conf Decis Control. Kobe, Jpn: IEEE, 1996:3014-3019

[8] Sirouspour M R, Salcudean S E. Nonlinear control of hydraulic robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2001, 17(2): 173-182

[9] Lee S H, Song J B, Choi W C, et al. Position control of a Stewart platform using inverse dynamics control with approximate dynamics[J]. Mechatronics, 2003, 13(6): 605-619

[10] Guo T Y, Qu D K, Xu F. AC motor control based on wavelet network[C]// IEEE Proc Int Conf Mach Learning Cybernetics. New York, 10016-5997, United States: IEEE, 2004: 861-865

[11] Shashidhara H L, Lohani S, Gadre V M. Function learning using wavelet neural networks[C]// IEEE Industrial Electronics Society. Proc IEEE Int Conf Ind Technol. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2000:335-340

[12] Lewis F L, Yesilidrek A, Liu K. Multilayer neural net robot controller: structure and stability proofs[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1996, 3(7): 388-399

[13] Lin C K. Adaptive tracking controller design for robotic systems using Gaussian wavelet networks[J]. IEE Proc Control Theory Appl, 2002, 149(4): 316-322

[14] Huang S N, Tan K K, Lee T H. Decentralized control design for large-scale systems with strong interconnections using neural networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(5): 805-810

[15] Lewis F L. Neural network control of robot manipulators[J]. IEEE Expert, 1996,11(3): 64-75

[16] Selmic R R, Lewis F L. Neural-network approximation of piecewise continuous functions: application to friction compensation[J]. IEEE Tran on Neural Netwroks, 2002, 3(13): 745-751

(责任编辑:娄　嘉)