

文章编号: 1001-0920(2009)08-1150-06

## Stewart 主动隔振平台的神经网络自适应控制

马 嘉, 杨 涛, 侯增广, 谭 民

(中国科学院 自动化研究所 复杂系统与智能科学重点实验室, 北京 100190)

**摘 要:** 针对 Stewart 主动隔振平台, 提出一种基于径向基函数(RBF)神经网络的多输入多输出自适应隔振控制方法. 考虑外界振动对 Stewart 主动隔振平台动态特性的影响, 建立了隔振平台在工作空间中的动力学模型. 推导出 RBF 神经网络的权值矩阵、高斯基函数中心和宽度的在线自适应调节律, 以使神经网络快速逼近系统的非线性动态函数. 应用 Lyapunov 稳定性理论, 证明了在扰动力和神经网络逼近误差有界的条件下, 闭环控制系统滤波误差和 RBF 神经网络各调节参数估计误差的一致最终有界. 仿真结果表明, 该控制方法能有效地抑制不同方向的低频有界振动.

**关键词:** 自适应控制; 径向基神经网络; Stewart 平台; 主动隔振

**中图分类号:** TB535; TP24

**文献标识码:** A

## Neural network adaptive control of a Stewart mechanism-based active vibration isolation platform

MA Jia, YANG Tao, HOU Zeng-guang, TAN Min

(Key Laboratory of Complex Systems and Intelligence Science, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China. Correspondent: MA Jia, E-mail: jia.ma@ia.ac.cn)

**Abstract:** For a Stewart mechanism-based active vibration isolation platform, a multiple input-multiple output adaptive vibration isolation controller based on radial basis function network(RBFN) is proposed. Considering vibration effects on the vibration isolation platform, a dynamic model of the platform in the workspace is developed. An online adaptive tuning rule for updating weights, centers and widths of the RBFN is derived to approximate the nonlinear dynamics of the system. By using the Lyapunov synthesis approach, it is proved that the filtered error of the closed-loop system and the parameters of the RBFN are uniformly ultimately bounded in the presence of bounded disturbance force and bounded neural network approximation error. Simulation results show that the developed RBFN controller can effectively attenuates low frequency vibrations in all six degrees of freedom.

**Key words:** Adaptive control; Radial basis function network; Stewart platform; Active vibration isolation

### 1 引 言

采用多自由度隔振平台作为有效载荷与基体的连接装置, 可以抑制来自多个方向的振动作用, 降低外界振源对有效载荷的影响. 与被动隔振相比, 对多自由隔振平台采用主动隔振控制策略能提高隔振控制的灵活性, 并可获得更好的低频隔振效果. 目前, 多自由度隔振平台大多采用六作动器的 Stewart 平台结构. 文献[1]采用自适应滤波算法对 Stewart 隔振平台实现了振动主动控制, 但未对闭环系统的稳定性和权值调整的有界性进行讨论. 文献[2]利用 Stewart 隔振平台工作空间小的特点, 假设 Jacobian

矩阵和旋转矩阵为常数, 并忽略了系统的哥氏力项和向心力项, 对系统进行静态解耦控制, 但算法实现比较复杂.

Stewart 平台是多输入多输出、强耦合、时变的非线性系统, 因而其控制问题十分复杂. 文献[3]在假设平台模型为线性时不变的条件下, 采用模型参考自适应控制方法, 对 Stewart 结构的并联机械手进行轨迹跟踪控制. 文献[4]提出的非线性自适应控制方法, Stewart 机械手的动力学模型需要满足参数线性化的假设, 且要求在线更新回归矩阵, 但回归矩阵是关于 Stewart 机构各关节状态的非线性函数

收稿日期: 2008-09-02; 修回日期: 2008-12-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60635010, 60775043).

作者简介: 马嘉(1980—), 女, 南京人, 博士生, 从事振动主动控制、机器人智能控制的研究; 谭民(1962—), 男, 广东新会人, 研究员, 博士生导师, 从事先进机器人控制、多机器人协调与控制等研究.

矩阵,计算十分复杂.

神经网络以其强大的自学习和逼近非线性函数的能力,为解决模型未知的非线性控制问题提供了有效的工具.近年来,基于神经网络的稳定自适应控制受到广泛关注.文献[5]提出一种神经网络稳定自适应控制框架,并基于 Lyapunov 稳定性理论,给出了多层前向神经网络权值的调整算法,用于解决机械手的运动控制问题.文献[6]设计了基于 RBF 神经网络的自适应控制器,但该控制器仅对 RBF 神经网络的权值进行调节.

RBF 神经网络是一种局部逼近网络,隐层神经元的分布和影响范围对非线性函数的逼近程度有很大的影响.因此,同时调节网络权重、高斯基函数中心和宽度的 RBF 神经网络(以下称为全调节 RBF 神经网络),能准确、快速地逼近被控系统的动态.文献[7]采用反馈误差学习策略,设计出一种基于全调节 RBF 神经网络的非线性飞行控制器,为了避免参数漂移问题,在其设计的 RBF 神经网络参数调节律中,必须包含死区控制.

本文针对 Stewart 主动隔振平台,提出一种基于全调节 RBF 神经网络的稳定自适应主动隔振控制器.建立了隔振平台在工作空间中的动力学模型,所建模型没有忽略哥氏力项和向心力项,并且考虑了振动对平台动力学特性的影响.通过调整 RBF 神经网络的主要参数,使神经网络在线学习 Stewart 主动隔振平台的动态特性,补偿系统非线性、参数不确定性和未建模动态等因素的影响,实现了自适应控制.给出了在无持续激励约束条件下,基于 e1-修正算法设计的 RBF 神经网络各参数调节律的具体形式,并设计出一种鲁棒项,进一步补偿振动的影响.应用 Lyapunov 稳定性理论,证明了在扰动力和神经网络逼近误差有界的条件下,闭环控制系统的滤波误差和 RBF 神经网络各调节参数的估计误差均一致最终有界,整个闭环系统为一致最终有界稳定.

## 2 Stewart 主动隔振平台的动态特性

Stewart 主动隔振平台如图 1 所示,它由上平台、基座和 6 个音圈电机作动器组成.作动器与上平台和基座分别用球铰连接,在忽略作动器转动惯量的条件下,各作动器的输出力可近似为沿轴向作用.作为一种主动隔振平台,施加在基座底面的振动对整个 Stewart 平台的动力学特性具有重要影响.因此,在建立平台动力学模型时,应考虑基座的运动,以此作为外界振动的观测值.

为描述主动隔振平台的动力学特性,需要建立 3 个笛卡尔坐标系:固连于上平台及有效载荷质心

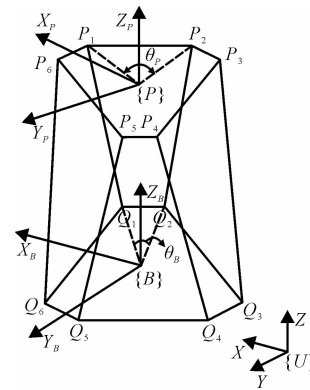


图 1 Stewart 主动隔振平台

的参考坐标系  $\{P\}$ ,固连于基座质心的参考坐标系  $\{B\}$ ,以及惯性坐标系  $\{U\}$ .

文献[8]在关节空间下,建立了考虑基座加速度的 Stewart 隔振平台的动力学模型.[9]建立了八杆隔振平台在工作空间下的动力学方程.但在模型的推导过程中,忽略了哥氏力项和向心力项的影响.为对隔振平台的动力学特性进行详细分析,本文参考[9]的研究成果,在不忽略哥氏力项和向心力项的条件下,采用 Newton-Euler 法推导得到 Stewart 隔振平台在工作空间中的动力学方程,可表示为

$$M(\chi_P, \chi_B) \ddot{\chi}_P + C(\chi_P, \dot{\chi}_P, \chi_B, \dot{\chi}_B) \dot{\chi}_P + B(\chi_P, \chi_B) \dot{\chi}_P + K(\chi_P, \chi_B) = {}^U J^T f_m + \tau_d. \quad (1)$$

其中:  $\chi_P, \dot{\chi}_P, \ddot{\chi}_P \in \mathbf{R}^6$  分别为上平台及有效载荷质心在  $\{U\}$  下的位姿向量、速度向量和加速度向量;  $\chi_B, \dot{\chi}_B, \ddot{\chi}_B \in \mathbf{R}^6$  分别为基座质心在  $\{U\}$  下的位姿向量、速度向量和加速度向量;  $M(\chi_P, \chi_B) \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$  为隔振平台的惯量矩阵;  $C(\chi_P, \dot{\chi}_P, \chi_B, \dot{\chi}_B) \dot{\chi}_P \in \mathbf{R}^6$  为平台的向心力和哥氏力向量;  $C(\chi_P, \dot{\chi}_P, \chi_B, \dot{\chi}_B) \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$  为平台向心力和哥氏力的系数矩阵;  $B(\chi_P, \chi_B) \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$  为平台的阻尼矩阵;  $K(\chi_P, \chi_B) \in \mathbf{R}^6$  为平台的刚度力向量;  ${}^U J^T f_m \in \mathbf{R}^6$  为隔振平台作动器的驱动力对有效载荷的广义力向量,  ${}^U J \in \mathbf{R}^{6 \times 6}$  为平台在  $\{U\}$  下的 Jacobian 矩阵,  $f_m \in \mathbf{R}^6$  为各作动器的驱动力向量;  $\tau_d \in \mathbf{R}^6$  为由外部振动引起的扰动力向量,可用基座运动的观测值描述.

为使叙述方便,将式(1)简记为

$$M \ddot{\chi}_P + C \dot{\chi}_P + B \chi_P + K = {}^U J^T f_m + \tau_d. \quad (2)$$

根据 Stewart 主动隔振平台动力学模型的具体形式,可以适当定义  $C$ ,使  $\dot{M} - 2C$  为反对称矩阵.本文的稳定性分析中需用到模型(1)的如下特性:

$$M = M^T > 0, B > 0, \\ x^T [\dot{M} - 2C] x = 0, \forall x \in \mathbf{R}^6.$$

## 3 控制器设计

### 3.1 控制器结构

由方程(1)可以看出,要建立平台的精确数学

模型难度高,计算量大.为此,本文在对模型结构进行分析的基础上,基于神经网络稳定自适应控制框架,设计出一种主动隔振控制器.

定义  $\boldsymbol{\chi}_P^d, \dot{\boldsymbol{\chi}}_P^d, \ddot{\boldsymbol{\chi}}_P^d \in \mathbf{R}^6$  分别为上平台及有效载荷的质心在惯性坐标系  $\{U\}$  下期望的位姿向量、速度向量和加速度向量,且满足  $\|(\boldsymbol{\chi}_P^{dT}, \dot{\boldsymbol{\chi}}_P^{dT}, \ddot{\boldsymbol{\chi}}_P^{dT})^T\| \leq Q_d, Q_d$  为正常数.

定义位姿误差向量

$$\boldsymbol{e} = \boldsymbol{\chi}_P^d - \boldsymbol{\chi}_P; \quad (3)$$

滤波误差向量

$$\boldsymbol{r} = \dot{\boldsymbol{e}} + \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{e}, \quad (4)$$

其中  $\boldsymbol{\Lambda} = \boldsymbol{\Lambda}^T \in \mathbf{R}^{6 \times 6} > 0$ .

定义参考信号

$$\boldsymbol{r}_r = \dot{\boldsymbol{\chi}}_P^d + \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{e}, \quad (5)$$

将式(5)及其导数代入式(2),整理得主动隔振平台的误差动态方程

$$\begin{aligned} \boldsymbol{M} \dot{\boldsymbol{r}} + (\boldsymbol{C} + \boldsymbol{B}) \boldsymbol{r} = \\ \boldsymbol{M} \dot{\boldsymbol{r}}_r + \boldsymbol{C} \boldsymbol{r}_r + \boldsymbol{B} \boldsymbol{r}_r + \boldsymbol{K}^{-U} \boldsymbol{J}^T \boldsymbol{f}_m - \boldsymbol{\tau}_d. \end{aligned} \quad (6)$$

定义主动隔振平台的非线性动态函数

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta}) = \boldsymbol{M} \dot{\boldsymbol{r}}_r + \boldsymbol{C} \boldsymbol{r}_r + \boldsymbol{B} \boldsymbol{r}_r + \boldsymbol{K},$$

其中  $\boldsymbol{\zeta} = [\boldsymbol{r}_r^T, \dot{\boldsymbol{r}}_r^T, \boldsymbol{\chi}_P^T, \boldsymbol{\chi}_B^T, \dot{\boldsymbol{\chi}}_P^T, \dot{\boldsymbol{\chi}}_B^T]^T$ .

设计各作动器驱动力

$$\boldsymbol{f}_m = \boldsymbol{U} \boldsymbol{J}^{-T} [\hat{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\zeta}) + \boldsymbol{K}_d \boldsymbol{r} + \boldsymbol{\alpha}]. \quad (7)$$

其中:  $\hat{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\zeta})$  为 RBF 神经网络对隔振平台的非线性动态函数  $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta})$  的估计,用于补偿系统的非线性;  $\boldsymbol{K}_d \boldsymbol{r}$  为经典 PD 控制项,用于保证闭环系统的稳定性;  $\boldsymbol{\alpha}$  为鲁棒控制项,用于补偿神经网络逼近误差和外界振动对系统的影响,增加整个控制器的鲁棒性.

### 3.2 RBF 神经网络各参数调节律的设计

RBF 神经网络是一种单隐层前向网络,与多层神经网络相比,它具有结构简单、学习速度快的优点,在非线形控制中得到广泛的应用.本文采用高斯函数作为 RBF 神经网络的基函数.高斯函数光滑性好,且任意阶导数均存在,这些特性进一步增强了 RBF 神经网络对连续函数的逼近能力.

RBF 神经网络的高斯基函数的输出定义为

$$\phi_i = \exp[-\|\boldsymbol{\zeta} - \boldsymbol{\mu}_i\|^2 / 2\sigma_i^2], \quad i = 1, 2, \dots, m.$$

其中:  $\boldsymbol{\zeta} \in \mathbf{R}^k$  为 RBF 神经网络的输入向量,  $\boldsymbol{\mu}_i \in \mathbf{R}^k$  为第  $i$  个隐层神经元高斯基函数的中心,  $\sigma_i \in \mathbf{R}$  为第  $i$  个隐层神经元高斯基函数的宽度,  $m$  为隐层神经元的数目.

于是, RBF 神经网络输出的矩阵形式可写成

$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{W}^T \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\sigma}, \boldsymbol{\zeta}). \quad (8)$$

其中:  $\boldsymbol{y} \in \mathbf{R}^n$  为 RBF 神经网络的输出向量,  $\boldsymbol{W} = (\omega_{ij}) \in \mathbf{R}^{m \times n}$  为权值矩阵,  $\boldsymbol{\phi} = (\phi_1, \dots, \phi_m)^T \in \mathbf{R}^m$  为高斯基函数向量,  $\boldsymbol{\mu} = (\boldsymbol{\mu}_1^T, \dots, \boldsymbol{\mu}_m^T)^T \in \mathbf{R}^{km}$  和  $\boldsymbol{\sigma} =$

$(\sigma_1, \dots, \sigma_m)^T \in \mathbf{R}^m$  分别为高斯基函数向量的中心向量和宽度向量.

为了简化符号的表述,定义 RBF 神经网络的可调节参数矩阵

$$\boldsymbol{Z} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{W} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\mu} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\sigma} \end{bmatrix}.$$

由 RBF 神经网络的万能逼近性知,它可以任意精度逼近定义在紧集  $\boldsymbol{S}$  上的任一连续函数.因此,采用 RBF 神经网络逼近主动隔振平台的非线性动态函数  $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta})$ .可作如下假设:

**假设 1** 对于所有输入  $\boldsymbol{\zeta} \in \boldsymbol{S}$ , 存在最优权值矩阵  $\boldsymbol{W}^*$ , 最优中心向量  $\boldsymbol{\mu}^*$ , 最优宽度向量  $\boldsymbol{\sigma}^*$ . 即存在最优可调节参数矩阵  $\boldsymbol{Z}^*$ , 使得下式成立:

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta}) = \boldsymbol{W}^{*T} \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\mu}^*, \boldsymbol{\sigma}^*, \boldsymbol{\zeta}) + \boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\zeta}). \quad (9)$$

其中

$$\|\boldsymbol{Z}^*\|_F \leq Z_{\max} = \sqrt{\boldsymbol{W}_{\max}^2 + \boldsymbol{\mu}_{\max}^2 + \boldsymbol{\sigma}_{\max}^2};$$

$\boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\zeta})$  为 RBF 神经网络的函数逼近误差, 满足  $\|\boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\zeta})\| \leq \boldsymbol{\varepsilon}_N$ ,  $\boldsymbol{\varepsilon}_N$  为正常数;  $\|\boldsymbol{W}^*\|_F \leq \boldsymbol{W}_{\max}$ ,  $\|\boldsymbol{\mu}^*\| \leq \boldsymbol{\mu}_{\max}$ ,  $\|\boldsymbol{\sigma}^*\| \leq \boldsymbol{\sigma}_{\max}$ ,  $\boldsymbol{W}_{\max}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{\max}$  和  $\boldsymbol{\sigma}_{\max}$  均为正常数. 式中  $\|\cdot\|$  表示 2 范数,  $\|\cdot\|_F$  表示 Frobenius 范数.

由于  $\boldsymbol{W}^*$ ,  $\boldsymbol{\mu}^*$ ,  $\boldsymbol{\sigma}^*$  和  $\boldsymbol{Z}^*$  未知, 采用  $\hat{\boldsymbol{W}}, \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\sigma}}$  和  $\hat{\boldsymbol{Z}}$  对相应最优值进行估计. 定义 RBF 神经网络各参数估计误差

$$\tilde{\boldsymbol{W}} = \boldsymbol{W}^* - \hat{\boldsymbol{W}}, \quad \tilde{\boldsymbol{\mu}} = \boldsymbol{\mu}^* - \hat{\boldsymbol{\mu}},$$

$$\tilde{\boldsymbol{\sigma}} = \boldsymbol{\sigma}^* - \hat{\boldsymbol{\sigma}}, \quad \tilde{\boldsymbol{Z}} = \boldsymbol{Z}^* - \hat{\boldsymbol{Z}}.$$

将  $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\mu}^*, \boldsymbol{\sigma}^*, \boldsymbol{\zeta})$  记作  $\hat{\boldsymbol{\phi}}^*$ ,  $\hat{\boldsymbol{\phi}}(\hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\sigma}}, \boldsymbol{\zeta})$  记作  $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ , 并令估计误差  $\tilde{\boldsymbol{\phi}} = \hat{\boldsymbol{\phi}}^* - \hat{\boldsymbol{\phi}}$ . 则主动隔振平台的非线性动态函数  $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta})$  的估计误差可写成

$$\begin{aligned} \tilde{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\zeta}) = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{\zeta}) - \hat{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\zeta}) = \\ \boldsymbol{W}^{*T} \hat{\boldsymbol{\phi}}^* - \hat{\boldsymbol{W}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}} + \boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\zeta}) = \\ \hat{\boldsymbol{W}}^T \tilde{\boldsymbol{\phi}} + \tilde{\boldsymbol{W}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}} + \tilde{\boldsymbol{W}}^T \tilde{\boldsymbol{\phi}} + \boldsymbol{\varepsilon}(\boldsymbol{\zeta}). \end{aligned} \quad (10)$$

$\hat{\boldsymbol{\phi}}^*$  在  $\hat{\boldsymbol{\mu}}$  和  $\hat{\boldsymbol{\sigma}}$  处利用 Taylor 公式展开, 得

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}^* = \hat{\boldsymbol{\phi}} + (\hat{\boldsymbol{\phi}}'_\mu \tilde{\boldsymbol{\mu}} + \hat{\boldsymbol{\phi}}'_\sigma \tilde{\boldsymbol{\sigma}}) + o(\tilde{\boldsymbol{\mu}}, \tilde{\boldsymbol{\sigma}}, \boldsymbol{\zeta}). \quad (11)$$

其中

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}'_\mu = \frac{\partial \hat{\boldsymbol{\phi}}}{\partial \boldsymbol{\mu}^T} = \text{diag}\left(\frac{\partial \hat{\phi}_i}{\partial \boldsymbol{\mu}_i^T}\right) \in \mathbf{R}^{m \times km},$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{\phi}_i}{\partial \boldsymbol{\mu}_i^T} = \\ \frac{(\boldsymbol{\zeta} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T}{\hat{\sigma}_i^2} \exp\left[-\frac{(\boldsymbol{\zeta} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T (\boldsymbol{\zeta} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)}{2\hat{\sigma}_i^2}\right] = \\ \frac{(\boldsymbol{\zeta} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i)^T}{\hat{\sigma}_i^2} \hat{\phi}_i, \end{aligned}$$

$$\hat{\boldsymbol{\phi}}'_\sigma = \frac{\partial \hat{\boldsymbol{\phi}}}{\partial \boldsymbol{\sigma}^T} = \text{diag}\left(\frac{\partial \hat{\phi}_i}{\partial \sigma_i}\right) \in \mathbf{R}^{m \times m},$$

$$\frac{\partial \hat{\phi}_i}{\partial \sigma_i} = \frac{\|\boldsymbol{\zeta} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_i\|^2}{\hat{\sigma}_i^3} \hat{\phi}_i.$$

$o(\tilde{\mu}, \tilde{\sigma}, \zeta) \in R^m$  为高阶项.

假设存在正常数  $c_1, c_2$  和  $c_3$ , 使得  $\|\tilde{\phi}\| \leq c_1$ ,  $\|\hat{\phi}'_\mu\| \leq c_2$ ,  $\|\hat{\phi}'_\sigma\| \leq c_3$ . 则

$$\|o(\tilde{\mu}, \tilde{\sigma}, \zeta)\| = \|\tilde{\phi} - (\hat{\phi}'_\mu \tilde{\mu} + \hat{\phi}'_\sigma \tilde{\sigma})\| \leq c_1 + c_2 \|\tilde{\mu}\| + c_3 \|\tilde{\sigma}\|. \quad (12)$$

将式(11)变换后代入式(10), 则主动隔振平台动态函数的估计误差可写成

$$\tilde{f}(\zeta) = \tilde{W}^T [\tilde{\phi} - (\hat{\phi}'_\mu \tilde{\mu} + \hat{\phi}'_\sigma \tilde{\sigma})] + \hat{W}^T (\hat{\phi}'_\mu \tilde{\mu} + \hat{\phi}'_\sigma \tilde{\sigma}) + w, \quad (13)$$

其中

$$w = \tilde{W}^T (\hat{\phi}'_\mu \mu^* + \hat{\phi}'_\sigma \sigma^*) + W^{*T} o(\tilde{\mu}, \tilde{\sigma}, \zeta) + \varepsilon(\zeta).$$

由假设 1 和式(13)可知

$$\|w\| \leq \|\tilde{W}\|_F (c_2 \mu_{\max} + c_3 \sigma_{\max}) + W_{\max} (c_1 + c_2 \|\tilde{\mu}\| + c_3 \|\tilde{\sigma}\|) + \varepsilon_N. \quad (14)$$

在自适应控制中, 为使调节参数保持有界, 系统需要满足持续激励(PE)条件. 但在神经网络控制器的设计中, 该条件难以保证且很难验证. 为了解决这一问题, 本文基于 e1-修正算法<sup>[10]</sup> 设计了 RBF 神经网络的参数在线调节律. 该方法无需系统满足 PE 条件, 并可保证神经网络各参数的有界性, 从而避免了参数漂移现象.

基于 e1-修正算法设计的 RBF 神经网络权值矩阵、高斯基函数中心和宽度的自适应调节律如下:

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma_1 [\hat{\phi}^T - (\hat{\phi}'_\mu \hat{\mu} + \hat{\phi}'_\sigma \hat{\sigma}) r^T] - \kappa \Gamma_1 \|r\| \hat{W}, \quad (15)$$

$$\dot{\hat{\mu}} = \Gamma_2 (r^T \hat{W}^T \hat{\phi}'_\mu)^T - \kappa \Gamma_2 \|r\| \hat{\mu}, \quad (16)$$

$$\dot{\hat{\sigma}} = \Gamma_3 (r^T \hat{W}^T \hat{\phi}'_\sigma)^T - \kappa \Gamma_3 \|r\| \hat{\sigma}. \quad (17)$$

其中:  $\Gamma_1, \Gamma_2$  和  $\Gamma_3$  为维数适当的正定矩阵;  $\kappa \in R > 0$  为调节因子.

#### 4 稳定性分析

**定理 1** 对于 Stewart 主动隔振平台(1), 假设未知外力干扰  $\tau_d$  和 RBF 神经网络逼近误差  $\varepsilon(\zeta)$  分别满足有界条件  $\|\tau_d\| \leq d_B$  和  $\varepsilon(\zeta) \leq \varepsilon_N$ ,  $d_B$  和  $\varepsilon_N$  均为正常数, 控制力输入为式(7), RBF 神经网络各参数自适应调节律为式(15)~(17), 鲁棒项定义为

$$\alpha = \psi \text{sgn}(r). \quad (18)$$

其中:  $\psi \in R$ , 满足  $\psi = d_B \text{sgn}(\cdot)$  为符号函数. 则滤波误差  $r(t)$  和 RBF 神经网络各调节参数的估计误差  $\tilde{Z}$  均一致最终有界, 整个闭环系统(1)为一致最终有界稳定.

**证明** 定义 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} r^T M r + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_1^{-1} \tilde{W}) +$$

$$\frac{1}{2} \tilde{\mu}^T \Gamma_2^{-1} \tilde{\mu} + \frac{1}{2} \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \tilde{\sigma}. \quad (19)$$

对式(19)求导, 并且考虑闭环系统误差动态方程(6)和  $\dot{M} - 2C$  的反对称性, 得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & r^T \dot{M} r + \frac{1}{2} r^T \dot{M} r + \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{W}} + \\ & \tilde{\mu}^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{\mu}} + \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \dot{\tilde{\sigma}} = \\ & r^T (\tilde{f}(\zeta) - (K_d + B)r - \alpha - \tau_d) + \\ & \text{tr}(\tilde{W}^T \Gamma_1^{-1} \dot{\tilde{W}}) + \tilde{\mu}^T \Gamma_2^{-1} \dot{\tilde{\mu}} + \tilde{\sigma}^T \Gamma_3^{-1} \dot{\tilde{\sigma}}. \end{aligned} \quad (20)$$

由于  $\dot{\tilde{W}} = -\dot{\hat{W}}, \dot{\tilde{\mu}} = -\dot{\hat{\mu}}, \dot{\tilde{\sigma}} = -\dot{\hat{\sigma}}$ , 根据 RBF 神经网络权值矩阵、高斯基函数中心和宽度的自适应律(15)~(17), 可得  $\dot{\tilde{W}}, \dot{\tilde{\mu}}$  和  $\dot{\tilde{\sigma}}$  的变化律. 考虑式(13)和(14)以及鲁棒项(18), 并考虑到可调节参数矩阵的估计值  $\hat{Z}$  及估计误差  $\tilde{Z}$  满足范数不等式

$$\begin{aligned} \text{tr}(\tilde{Z}^T \hat{Z}) = \text{tr}(\tilde{Z}^T (Z^* - \tilde{Z})) & \leq \\ \|\tilde{Z}\|_F \|Z^*\|_F - \|\tilde{Z}\|_F^2. \end{aligned} \quad (21)$$

对式(20)进一步推导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -r^T (K_{d_{\min}} + B_{\min}) r - r^T \alpha - r^T \tau_d + \\ & \kappa \|r\| [\text{tr}(\tilde{W}^T \hat{W}) + \tilde{\mu}^T \hat{\mu} + \tilde{\sigma}^T \hat{\sigma}] + r^T w \leq \\ & - (K_{d_{\min}} + B_{\min}) \|r\|^2 - r^T \psi \text{sgn}(r) - \\ & r^T \tau_d + \kappa \|r\| Z_{\max} \|\tilde{Z}\|_F - \kappa \|r\| \|\tilde{Z}\|_F^2 + \\ & \|r\|^T [\|\tilde{W}\|_F (c_2 \mu_{\max} + c_3 \sigma_{\max}) + \\ & W_{\max} (c_1 + c_2 \|\tilde{\mu}\| + c_3 \|\tilde{\sigma}\|) + \varepsilon_N], \end{aligned} \quad (22)$$

其中  $K_{d_{\min}}$  和  $B_{\min}$  分别为矩阵  $K_d$  和矩阵  $B$  的最小特征值. 令

$$\begin{aligned} C_1 = c_1 W_{\max} + \varepsilon_N, \quad C_2 = c_2 \mu_{\max} + c_3 \sigma_{\max}, \\ C_3 = c_2 W_{\max}, \quad C_4 = c_3 W_{\max}, \\ C_5 = \|(C_2, C_3, C_4)^T\|. \end{aligned}$$

由式(22)得

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & - (K_{d_{\min}} + B_{\min}) \|r\|^2 - \kappa \|r\| \|\tilde{Z}\|_F^2 + \\ & \|r\|^T (C_1 + C_2 \|\tilde{W}\|_F + C_3 \|\tilde{\mu}\| + C_4 \|\tilde{\sigma}\|) + \\ & \kappa \|r\| Z_{\max} \|\tilde{Z}\|_F - \psi \|r\| + d_B \|r\| \leq \\ & - \|r\| [(K_{d_{\min}} + B_{\min}) \|r\| + \kappa \|\tilde{Z}\|_F \times \\ & (\|\tilde{Z}\|_F - Z_{\max}) - C_1 - C_5 \|\tilde{Z}\|_F]. \end{aligned} \quad (23)$$

令  $C_6 = C_5 / \kappa + Z_{\max}$ , 则式(23)方括号内表达式可写成

$$\begin{aligned} & (K_{d_{\min}} + B_{\min}) \|r\| + \\ & \kappa \|\tilde{Z}\|_F (\|\tilde{Z}\|_F - C_6) - C_1 = \\ & (K_{d_{\min}} + B_{\min}) \|r\| + \kappa (\|\tilde{Z}\|_F - \\ & \frac{C_6}{2})^2 - \frac{\kappa}{4} C_6^2 - C_1. \end{aligned} \quad (24)$$

若有  $\|r\| > \frac{\kappa C_6^2/4 + C_1}{K_{d_{\min}} + B_{\min}} \equiv b_r$ , 或

$$\|\tilde{Z}\|_F > \frac{C_6}{2} + \sqrt{\frac{1}{4}C_6^2 + \frac{C_1}{\kappa}} \equiv b_z,$$

则式(24)为正定. 进而可得在一紧集外  $\dot{V} < 0$ . 根据 Lyapunov 稳定性定理的扩展<sup>[5]</sup>, 可知  $r(t)$ ,  $\tilde{W}$ ,  $\tilde{\mu}$  和  $\tilde{\sigma}$  一致最终有界, Stewart 主动隔振平台(1) 在控制力(7) 作用下闭环一致最终有界稳定.  $\square$

### 5 仿真实验

为验证本文设计的全调节 RBF 神经网络自适应隔振控制器的隔振效果, 采用式(1) 的 Stewart 主动隔振平台动力学模型进行仿真实验. 平台及作动器的具体参数如下: 上平台铰点外接圆半径  $r = 0.2\text{m}$ , 基座铰点外接圆半径  $R = 0.5\text{m}$ ; 平台高度  $h = 0.28\text{m}$ , 有效载荷质量  $m = 12.4\text{kg}$ . 质心位于  $Z_p$  轴上, 质心在  $\{B\}$  下的高度  $h_c = 0.31\text{m}$ , 上平台及有效载荷在  $\{P\}$  下的中心惯量矩  $I_x = I_y = 0.157\text{kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $I_z = 0.313\text{kg} \cdot \text{m}^2$ . 6 个音圈电机作动器对称布置, 各作动器可动部分质量均为  $1\text{kg}$ , 刚度系数均为  $2.0 \times 10^3\text{N/m}$ , 阻尼系数均为  $19.1\text{kg/s}$ .

在存在外界振动的情况下, 期望 Stewart 隔振平台的上平台和有效载荷仍能稳定在初始平衡位置附近. 即期望位姿向量  $\chi_p^d = [0, 0, h_c, 0, 0, 0]^T$ , 期望速度向量  $\dot{\chi}_p^d$  和期望加速度向量  $\ddot{\chi}_p^d$  均为零向量.

对 RBF 神经网络输入向量  $\zeta$  进行归一化处理,

使得神经网络的输入位于半径为 1 的紧集内. RBF 神经网络隐含层的神经元数目为 100, 初始权值矩阵  $W$  为零矩阵, 高斯基函数的中心位置在半径为 1 的紧集内随机产生, 初始宽度值均取为 1; 控制器增益矩阵  $K_d = \text{diag}([100, \dots, 100])_{6 \times 6}$ ,  $\Lambda = \text{diag}([50, \dots, 50])_{6 \times 6}$ , 权值自适应学习矩阵  $\Gamma_1 = \text{diag}([700, \dots, 700])_{100 \times 100}$ , 中心值自适应学习矩阵  $\Gamma_2 = \text{diag}([700, \dots, 700])_{3600 \times 3600}$ , 宽度自适应学习矩阵  $\Gamma_3 = \text{diag}([700, \dots, 700])_{100 \times 100}$ .

假设基座在外界振动作用下, 其质心在 6 个方向  $(X, Y, Z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)$  上作幅度  $A = 0.005\text{m}$ , 频率为  $1 \sim 50\text{Hz}$  的正弦运动. 分别采用本文设计的 RBF 全调节自适应控制器和 PD 控制器进行仿真实验. 为使比较结果具有说服力, 采用与 RBF 自适应控制器 PD 控制项相同的增益矩阵作为 PD 控制器的增益矩阵. 在不同控制器的作用下, 上平台相对基座各个方向的加速度传递率如图 2 所示.

由图 2 可以看出, 与 PD 控制器相比, 当  $\kappa = 0.05$  时, 在 RBF 全调节自适应控制下, 平台 6 个方向加速度传递率的峰值已有明显降低. 当  $\kappa$  进一步减小至  $0.005$  时, 各方向的加速度传递率在较低频段又有显著下降. 对 6 个方向的位移和速度传递率进行分析比较, 可得到类似的结论.

对基座在 6 个方向  $(X, Y, Z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)$  上同时加载如下振动信号:

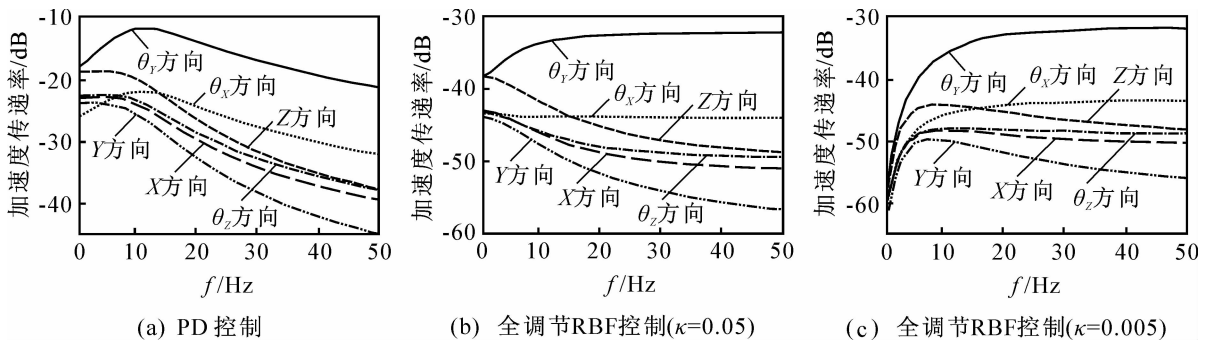


图 2 不同控制器作用下主动隔振平台加速度传递率

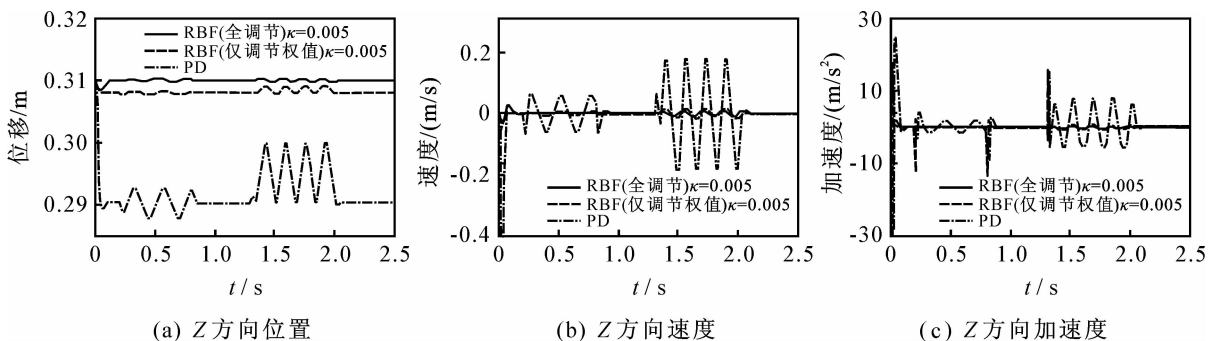


图 3 扰动作用下上平台 Z 方向运动状态

$$v = \begin{cases} 0.02 \sin(8\pi t), & 0 \leq t \leq 0.8; \\ 0.05(1 - \cos(12\pi t)), & 1.3 \leq t \leq 2; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

比较 PD 控制器、仅调节权值的 RBF 自适应控制器和全调节 RBF 自适应控制器的隔振效果. 仿真得到的上平台 Z 方向的位移、速度和加速度如图 3 所示.

由图 3 可以看出, 在初始时刻, 由于 RBF 神经网络未经充分学习, RBF 自适应控制器中的 PD 控制项起主要作用, 其控制效果与 PD 控制器隔振效果相近. 经过一段时间学习后, 仅调节权值的 RBF 自适应控制器和全调节 RBF 自适应控制器的隔振效果均明显优于 PD 控制器. 全调节 RBF 自适应控制器比仅调节权值的 RBF 自适应控制器能更准确地逼近系统的动态, 虽然暂态响应没有明显的改善, 但隔振效果却得到进一步提高, 几乎稳定在初始平衡位置处. 对其他 5 个方向的隔振效果进行比较, 可得到同样的结果.

## 6 结 论

本文针对 Stewart 主动隔振平台, 设计出一种全调节 RBF 自适应主动隔振控制器. 该控制器无需系统满足持续激励条件, 在不经预训练的情况下, 对有界外力干扰可实现在线自适应主动隔振控制, 并能保证闭环控制系统滤波误差和 RBF 神经网络各调节参数的估计误差一致最终有界. 与仅调节网络权值的 RBF 神经网络控制器相比, 全调节 RBF 网络自适应控制器无需经过预训练便可确定神经网络的参数, 减少了计算量, 并能提高 RBF 网络逼近系统动态的能力, 从而进一步提高了隔振效果. 仿真结果表明, 该控制方法能有效抑制来自不同方向的低频振动, 且适当减小  $\kappa$ , 可进一步提高平台各方向的低频隔振性能.

## 参考文献 (References)

[1] Geng Z J, Haynes L S. Six degree-of-freedom active vibration control using the stewart platforms[J]. IEEE

Trans on Control Systems Technology, 1994, 2(1): 45-53.

[2] Chen Y, McInroy J E. Decoupled control of flexure-jointed hexapods using estimated joint-space mass-inertia matrix [J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2004, 12(3): 413-421.

[3] Nguyen C C, Antrazi S S, Zhou Z L, et al. Adaptive-control of a stewart platform-based manipulator[J]. J of Robotic Systems, 1993, 10(5): 657-687.

[4] Honegger M, Brega R, Schweiter G. Application of a nonlinear adaptive controller to a 6 dof parallel manipulator[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. San Francisco, 2000, 2: 1930-1935.

[5] Lewis F L, Yegildirek A, Kai L. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1996, 7(2): 388-399.

[6] 俞建成, 李强, 张艾群, 等. 水下机器人的神经网络自适应控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(1): 9-13. (Yu J C, Li Q, Zhang A Q, et al. Neural network adaptive control for underwater vehicles[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(1): 9-13.)

[7] Li Y, Sundararajan N, Saratchandran P. Neuro-controller design for nonlinear fighter aircraft maneuver using fully tuned RBF networks[J]. Automatica, 2001, 37(8): 1293-1301.

[8] McInroy J E. Modeling and design of flexure jointed stewart platforms for control purposes [J]. IEEE/ASME Trans on Mechatronics, 2002, 7(1): 95-99.

[9] Liu L K, Zheng G T, Huang W H. Octo-strut vibration isolation platform and its application to whole spacecraft vibration isolation[J]. J of Sound and Vibration, 2006, 289(4/5): 726-744.

[10] Narendra K, Annaswamy A. A new adaptive law for robust adaptation without persistent excitation [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1987, 32(2): 134-145.

(上接第 1149 页)

[7] Shu Tao, Niu Zhi-sheng. Capacity optimization by using cancellation-error-ascending decoding order in multimedia CDMA networks with imperfect successive interference cancellation[C]. IEEE ICC 2003. Anchorage, 2003, 3: 2170-2174.

[8] Veronesi D, Tomasin S, Benvenuto N. Cross-layer optimization for multimedia traffic in CDMA cellular networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communication, 2008, 7(7): 1379-1388.

[9] Zhou Zhao-rong, Feng Gang, Zhang Yi-de, et al.

Efficient feasibility examination for successive interference cancellation in DS-CDMA systems [C]. IEEE GLOBECOM 2008. New Orleans, 2008: 1-5.

[10] Li M Q, Kou J S, Lin D, et al. Basic theory and applications of genetic algorithms[M]. Beijing: Science Press, 2002.

[11] Holma H, Toskala A. WCDMA for UMTS[M]. 3rd ed. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2004: 186-229.