永磁球形电机的神经网络自适应控制算法

刘敬猛 刘 岩 陈伟海 张 良

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 介绍了具有三维位置检测功能的三自由度永磁球形电机工作原理及其运动控制方法. 结合球电机结构特性,基于 *XYZ* 欧拉角和拉格朗日方程建立了球电机运动学及动力学模型. 为了解决动力学模型建模误差、摩擦力和外界干扰等对球电机工作性能的影响,设计了神经网络逼近模型,并将其应用于球电机的控制之中. 仿真结果表明这种控制方法与传统方法相比可以有效提高球电机的抗干扰能力,在建模误差比较大的情况下仍可以保证球电机的运动精度,其结果可以为进一步的球电机精密运动控制理论研究和实验方案设计提供借鉴和参考.

关 键 词: 球电机; 动力学建模; 神经网络自适应控制

中图分类号: TM 351

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2014)01-0025-06

Neural network adaptive control algorithm for permanent magnet spherical motor

Liu Jingmeng Liu Yan Chen Weihai Zhang Liang

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: A control method for a 3-DOF spherical motor was introduced. The 3-DOF spherical motor had three-dimensional orientation measurement ability. Considering the mechanical structure of the spherical motor, *XYZ* Euler angle was used for the construction of the kinematics model. The dynamic model was established by the Lagrange's equation. Because of the dynamic modeling error, friction and external disturbances, the approximation neural network system model was applied to the spherical motor's control. The simulation results show that comparing to the traditional method, the proposed method can significantly improve the motion performance. The results can serve as a basis for the future precision motion control research and experiment.

Key words: spherical motor; dynamical modeling; neural network adaptive control

随着现代工业和机器人技术的发展,多自由度运动装置的研究受到越来越多国内外学者的关注. 但是,迄今为止市场上所有的常规电机都只能产生单自由度旋转运动. 为了产生多自由度旋转运动,必须将多个单轴电机和相关的连接件以串联、并联或者是串并混联等方式实现. 这种多电机组合的方式固然能实现多自由度旋转运动,但是它们存在一些难以克服的内在缺陷:传动机构弹性变形和运动死区造成的运动精度低,存在回程误差以及工作空间内存在奇异点等. 因此,研究者们提出了球形电机的概念,它可以在一个关节实现三自由度旋转运动,使机器人等现代工业产品在设计中可以避免使用传统的多电机复杂机械驱动装置. 在未来,多自由度球形电机作为关节驱动,还可以拥有更小的质量和体积,以提高关节运动的灵活性,这些优点是普通的单自由度电机不能满足的[1-2].

但是,由于球电机结构的复杂性,其精确控制

收稿日期: 2013-03-28; **网络出版时间**: 2013-11-20 10:28

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20131120.1028.002.html

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50975017); 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20101102110006)

作者简介: 刘敬猛(1967-),男,安徽阜阳人,副教授,jmliubuaa@126.com.

难度很大,这影响了它在实际中的应用. 文献[3-4]设计了开环控制算法以实现球电机的运动控制,但是开环控制显然不能满足高精度场合的应用. 文献[5-8]都使用了计算力矩法或比例微分(PD,Proportion Differentiation)控制算法对球电机进行运动控制,虽然可以实现闭环控制,但计算力矩法和 PD 算法无法解决由于建模不确定性以及摩擦力和外界干扰对球电机工作的影响. 文献[9]提出了使用神经网络辨识(NNI, Neural Network Identifier)技术与模糊控制相结合的方法,对直流永磁球形电机进行控制[9]. 这种方法可以解决建模不确定性对控制系统的影响,但在实际系统中,优化的反向传播(BP,Back-Propagation)算法会占用控制系统的大量计算时间,在实际工作中很难实现. 针对这些问题,本文提出了一种神经网络自适应控制算法,采用简单的系统控制率来消除建模不确定及摩擦和外界干扰等对控制精度的影响,以求实现球电机的精确运动控制. 仿真结果表明本文提出的控制方法可以有效提高球电机的运动精度和抗干扰能力,有效提高系统的鲁棒性.

1 机械结构及其工作原理

球电机由铝质球形转子和定子组成,如图 1 所示.

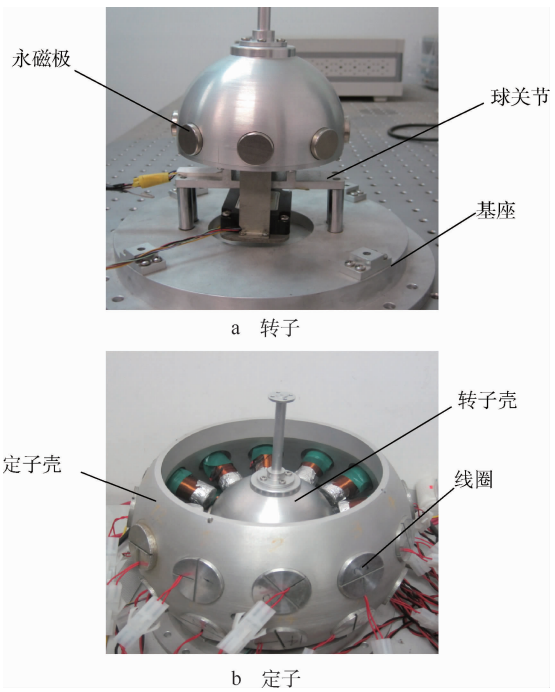


图 1 三自由度永磁球形电机样机

转子通过球关节连接于定子基座,它们的球心重合. 转子上沿转子赤道面均匀分布有 8 个圆柱形永磁体,永磁体为稀土永磁材料 NdFeB-N35UH 且采用交替充磁以产生更强的磁场. 定子上沿定子赤道面上下对称分布有 2 层 24 个线圈,线圈轴线指向球心. 线圈骨架均采用空气芯结构,这样可以保证球电机力矩模型的线性特点,大大简化球电机控制的复杂度[2].

转子的姿态由固定于球关节的编码器和双轴倾角传感器组合测得. 其中,编码器测量转子自旋方向的运动,双轴倾角传感器测量转子的倾斜运动. 球电机的具体结构参数如表 1 所示.

表 1 球电机结构参数

参数	数值
定子内/外径/mm	100/117
转子半径/mm	56.5
永磁极个数	8
永磁极参数/mm	$r=10$, $l=20$
线圈个数/层	24/2
线圈匝数	1 600
最大倾斜角度/(°)	±15

注:r —圆柱永磁体底面半径;l—永磁体高度.

当给球电机定子线圈施加电流时,它就可以与转子永磁体相互作用产生电磁力. 通过激励经度方向上的一对定子线圈,转子就可以产生相应方向上的倾斜运动. 当同时激励圆周方向上的所有线圈,转子可以产生自转运动.

因此,按照一定的策略给定子线圈通以电流时,转子可以产生倾斜和自转的三自由度旋转运动.

2 动力学建模

球电机的姿态测量机构如图 2 所示. 根据测量机构特点,采用 *XYZ* 欧拉角来表示转子姿态[10],且这种姿态表示方法在转子工作空间内没有奇异点.

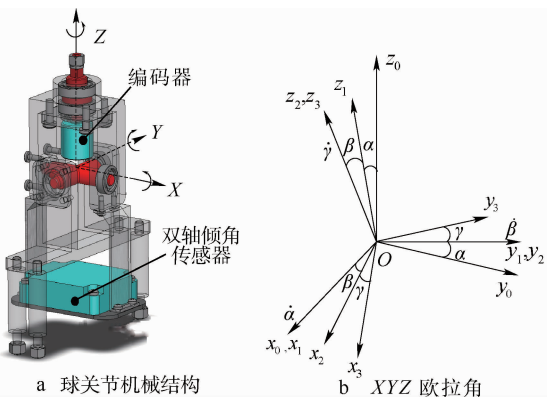


图 2 被动球关节

转子坐标系 $B:(x_r,y_r,z_r)$ 相对于定子坐标系 $A:(x_0,y_0,z_0)$ 的姿态 $\boldsymbol{R}(\alpha,\beta,\gamma)$ 如式(1)所示.

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}\cos\beta\cos\gamma & -\cos\beta\sin\gamma & \sin\beta\\ \cos\gamma\sin\alpha\sin\beta+\cos\alpha\sin\gamma & \cos\alpha\cos\gamma-\sin\alpha\sin\beta\sin\gamma & -\cos\beta\sin\alpha\\ -\cos\alpha\cos\gamma\sin\beta+\sin\alpha\sin\gamma & \cos\gamma\sin\alpha+\cos\alpha\sin\beta\sin\gamma & \cos\alpha\cos\beta\end{bmatrix} \tag{1}$$

球电机工作空间内转子的任意姿态均可由一组欧拉角唯一确定.

球电机的动力学模型描述了球电机驱动力矩与电机转子运动状态的关系,所以动力学模型的有效性直接影响着控制系统的性能. 这里采用拉格朗日方程建立球电机的动力学方程,对于广义坐标为 $q\in\mathbf{R}^m$、拉格朗日函数为 L 的机械系统,其运动方程为

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\frac{\partial L}{\partial\dot{q}_i}-\frac{\partial L}{\partial q_i}=\tau_i\quad i=1,2,\cdots,m \tag{2}$$

其中,$L(q,\dot{q})=T(q,\dot{q})-V(q)$,$T$ 和 V 分别表示系统的动能和势能;τ_i 表示作用在第 i 个广义坐标上的力. 球电机转子是单刚体,其质心在转子球心,故位能 $V=0$. 本系统采用欧拉角来描述转子的姿态,广义坐标为:$q_1=\alpha,q_2=\beta,q_3=\gamma$. 球电机的动能可以描述为

$$T=\frac{1}{2}I_{xx}\omega_x^2+\frac{1}{2}I_{yy}\omega_y^2+\frac{1}{2}I_{zz}\omega_z^2$$

其中,$I_{xx}=I_{yy}=I_1=1.75\times10^{-3}$,$I_{zz}=I_3=1.45\times10^{-3}$,单位是 kg·m^2. 转动惯量通过用 SolidWorks 软件建立球电机转动部分的机械模型求出. 将其代入拉格朗日方程可以得到系统的动力学方程为

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{N}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})=\boldsymbol{\tau} \tag{3}$$

其中

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})=\begin{bmatrix}I_1\cos^2\beta+I_3\sin^2\beta & 0 & I_3\sin\beta\\ 0 & I_1 & 0\\ I_1\sin\beta & 0 & I_3\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})=\begin{bmatrix}2(I_3-I_1)\dot{\beta}\cos\beta\sin\beta & I_3\dot{\gamma}\cos\beta & 0\\ (I_1-I_3)\dot{\alpha}\cos\beta\sin\beta & 0 & -I_3\dot{\alpha}\cos\beta\\ I_3\dot{\beta}\cos\beta & 0 & 0\end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{N}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})=\boldsymbol{0}$;$\boldsymbol{\tau}=[\tau_\alpha\quad\tau_\beta\quad\tau_\gamma]^{\mathrm{T}}$ 为电磁力矩.

由于动力学建模的过程中不可避免地存在建模误差,这将对依靠电磁力驱动的球电机的控制精度产生严重影响. 而且,不易精确建模的外界干扰和摩擦力的存在也会对球电机的运动精度产生影响. 因此,为了实现球电机的精确运动控制,采用一些先进的控制方法以补偿这些误差就显得尤为必要.

3　基于模型不确定性的控制方法

球电机的控制系统框图见图 3. 在给定电机的期望运动后,基于控制模型,可以得到期望力矩. 通过电磁逆解得到相应的电流输入并激励定子线圈,球电机即可产生相应运动. 球电机力矩模型的建立及电磁逆解计算在之前发表的文章中已有详细介绍,具体可见文献[11]. 这里的控制目标是确定球电机跟踪期望轨迹所需要的控制力矩.

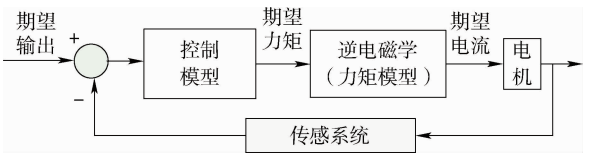


图 3　球电机控制系统框图

3.1　计算力矩法

根据上节的分析,已经建立三自由度球形电机的动力学模型为

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}}=\boldsymbol{\tau} \tag{4}$$

计算力矩法是一种基于模型的动力学控制算法,本质上是一种 PD 加前馈的控制算法,已经广泛地应用于机器人控制领域. 计算力矩法的控制率如下:

$$\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})(\ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e})+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}} \tag{5}$$

将其代入式(4)中可得

$$\ddot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e}=0 \tag{6}$$

其中,$\boldsymbol{q}_{\mathrm{d}}$ 为期望的角速度值;$\boldsymbol{e}$ 为系统误差且

$$\boldsymbol{e}=\boldsymbol{q}-\boldsymbol{q}_{\mathrm{d}} \tag{7}$$

考虑到系统数学建模存在误差及运动环节摩擦力和扰动的存在,系统的实际动力学模型需要对已求得的理论动力学模型进行修改得到,其形式为

$$\hat{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}}+\hat{\boldsymbol{C}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{\tau}_0=\boldsymbol{\tau} \tag{8}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q})$ 和 $\hat{\boldsymbol{C}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})$ 分别表示系统实际动力学模型中的惯性矩阵和哥式力与离心力矩阵的实际值;$\boldsymbol{\tau}_0$ 表示系统存在的不确定误差及外界扰动项. 此时,定义系统的控制律为

$$\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})(\ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e})+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}} \tag{9}$$

将其代入系统实际模型式(4)中可得

$$\ddot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e}=\boldsymbol{M}^{-1}(\Delta\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{q}}+\Delta\boldsymbol{C}\dot{\boldsymbol{q}}-\boldsymbol{\tau}_0) \tag{10}$$

其中

$$\Delta\boldsymbol{M}=\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})-\hat{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q}) \tag{11}$$

$$\Delta\boldsymbol{C}=\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q})-\hat{\boldsymbol{C}}(\boldsymbol{q}) \tag{12}$$

式(11)、式(12)代表系统动力学建模误差. 从式(10)中可以看出,系统动力学建模误差及系统不

确定误差的存在,严重影响了计算力矩法的控制性能.在这种情况下,修正控制律为

$$\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})(\ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e}-\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x}))+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}} \tag{13}$$

其中

$$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{M}^{-1}(\Delta\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{q}}+\Delta\boldsymbol{C}\dot{\boldsymbol{q}}-\boldsymbol{\tau}_0) \tag{14}$$

将式(13)代入系统实际模型式(8)中可得式(6)的形式.而控制律中的$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})$为系统未知项,需要用一种方法进行计算分析后方可得到控制输出.因此,考虑使用BP神经网络对$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})$进行模型逼近,以求解决球电机控制中建模不确定性、摩擦及外界干扰对其运动精度的影响.

3.2 基于神经网络的球形电机自适应控制方法

为了弥补建模不确定性、摩擦及外界干扰对球电机运动精度的影响,将BP神经网络引入到球形电机的控制中.BP神经网络结构如图4所示,对于输入信号x,要先向前传播到隐节点,经过作用函数后,再把隐节点的输出信息传播到输出节点.最后,网络输出结果为

$$p(x)=w_1f_1+w_2f_2+\cdots+w_jf_j \tag{15}$$

其中,w为网络权值;f为节点作用函数,可根据模型需要选取.在此,选择全局逼近的Sigmoid函数作为节点作用函数,其形式为

$$f(x)=1/(1+\mathrm{e}^{-x}) \tag{16}$$

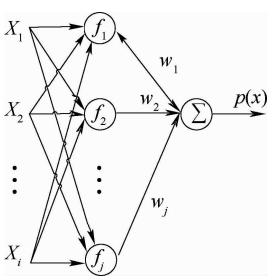


图4 神经网络结构图

选取单隐层及6个隐层节点的神经网络模型应用于控制算法中,以逼近球电机控制模型中的未知项$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})$.取控制律为

$$\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})(\ddot{\boldsymbol{q}}_{\mathrm{d}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}-\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e}-\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{w}}))+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}} \tag{17}$$

其中,$\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{w}})$为$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})$的逼近值;$\hat{\boldsymbol{w}}$为最佳权值的估计值.将其代入球电机真实动力学方程式(15)中,可得

$$\ddot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\dot{\boldsymbol{e}}+\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{e}+\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{w}})=\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x}) \tag{18}$$

取$\boldsymbol{x}=(\boldsymbol{e},\dot{\boldsymbol{e}})^{\mathrm{T}}$,则上式可写为

$$\dot{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{B}\{\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})-\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{w}})\} \tag{19}$$

其中,$\boldsymbol{A}=\begin{pmatrix}\boldsymbol{0} & \boldsymbol{I}\\ -\boldsymbol{k}_{\mathrm{p}} & -\boldsymbol{k}_{\mathrm{v}}\end{pmatrix}$;$\boldsymbol{B}=\begin{pmatrix}\boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{I}\end{pmatrix}$.经推导可得

$$\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})-\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{w}})=\boldsymbol{\eta}-\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}) \tag{20}$$

其中,$\boldsymbol{\eta}=\boldsymbol{p}(\boldsymbol{x})-\hat{\boldsymbol{p}}(\boldsymbol{x},\boldsymbol{w})$为神经网络逼近精度.

将式(20)代入式(19)中可得

$$\dot{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{B}\{\boldsymbol{\eta}-\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})\} \tag{21}$$

定义Lyapunov函数为

$$\boldsymbol{V}=\frac{1}{2}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{x}+\frac{1}{2\gamma}\|\tilde{\boldsymbol{W}}\|^2 \tag{22}$$

其中,γ表示一个大于0的常数,与神经网络逼近速度成正比;$\boldsymbol{P}$表示对称正定矩阵,满足

$$\boldsymbol{P}\boldsymbol{A}+\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}=-\boldsymbol{Q} \tag{23}$$

其中,$\boldsymbol{Q}$为正定对称矩阵;$\|\tilde{\boldsymbol{W}}\|=\mathrm{tr}(\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{W}})$.由式(22)可看出,$\boldsymbol{V}$只有在$\boldsymbol{x}=\boldsymbol{0}$时才有可能等于$\boldsymbol{0}$,其余情况均大于$\boldsymbol{0}$,故$\boldsymbol{V}$为正定函数.经推导得

$$\dot{\boldsymbol{V}}=-\frac{1}{2}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{x}+\frac{1}{\gamma}\mathrm{tr}(\dot{\tilde{\boldsymbol{W}}}^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{W}}-\gamma\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{x}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\tilde{\boldsymbol{W}})+\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{x} \tag{24}$$

对于神经网络自适应律,结合球电机动力学模型特点,可以取

$$\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}=\gamma\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{B}+K_1\gamma\|\boldsymbol{x}\|\hat{\boldsymbol{W}} \tag{25}$$

其中,K_1为常数,满足$0\leqslant K_1<1$,因为神经网络权值有上界,K_1用来控制神经网络权值最大值对$\boldsymbol{x}$和$\tilde{\boldsymbol{W}}$的收敛半径的影响.由于$\dot{\tilde{\boldsymbol{W}}}=\dot{\hat{\boldsymbol{W}}}$,将其代入式(24)中,可得

$$\dot{\boldsymbol{V}}=-\frac{1}{2}\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{x}+K_1\|\boldsymbol{x}\|\mathrm{tr}(\tilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W}+\tilde{\boldsymbol{W}}))+\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{x} \tag{26}$$

又由F范数性质可知

$$\mathrm{tr}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{B}+\boldsymbol{A}))\leqslant\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}\|\boldsymbol{B}\|_{\mathrm{F}}+\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}^2\leqslant\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}\|\boldsymbol{B}\|_{\mathrm{F}}-\|\boldsymbol{A}\|_{\mathrm{F}}^2 \tag{27}$$

设η和w有界,且

$$\|\boldsymbol{\eta}^{\mathrm{T}}\|\leqslant\|\boldsymbol{\eta}_0\| \tag{28}$$

$$\|\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}\|\leqslant W_{\max} \tag{29}$$

$\lambda_{\min}(\boldsymbol{Q})$为$\boldsymbol{Q}$的最小特征值,$\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})$为$\boldsymbol{P}$的最大特征值,又知$\|\boldsymbol{B}\|=1$,可得

$$\dot{\boldsymbol{V}}\leqslant-\|\boldsymbol{x}\|\left(\frac{1}{2}\lambda_{\min}(\boldsymbol{Q})\|\boldsymbol{x}\|-\frac{K_1}{4}W_{\max}^2\right)+\|\boldsymbol{x}\|\left(-K_1\left(\|\tilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}-\frac{W_{\max}}{2}\right)^2-\|\boldsymbol{\eta}_0\|\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})\right) \tag{30}$$

由李雅普诺夫第二法可知,系统在零点渐进稳定的条件是:①$\boldsymbol{V}$正定;②$\dot{\boldsymbol{V}}$负定.$\boldsymbol{V}$正定的结论已经在前面的论述中证明得到,故只需满足第

2 个条件,球电机球形电机控制系统就可以在零点渐进稳定,由式(30)可知只有在

$$K_1\left(\|\tilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}-\frac{W_{\max}}{2}\right)^2\geqslant\frac{K_1}{4}W_{\max}^2+\|\boldsymbol{\eta}_0\|\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})\tag{31}$$

或者

$$\frac{1}{2}\lambda_{\min}(\boldsymbol{Q})\|\boldsymbol{x}\|\geqslant\frac{K_1}{4}W_{\max}^2+\|\boldsymbol{\eta}_0\|\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})\tag{32}$$

时 $\dot{\boldsymbol{V}}$ 负定;故收敛条件为

$$\|\tilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}\geqslant\frac{W_{\max}}{2}+\sqrt{\frac{1}{K_1}\left(\frac{K_1}{4}W_{\max}^2+\|\boldsymbol{\eta}_0\|\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})\right)}\tag{33}$$

或者

$$\|\boldsymbol{x}\|\geqslant\frac{2}{\lambda_{\min}(\boldsymbol{Q})}\left(\frac{K_1}{4}W_{\max}^2+\|\boldsymbol{\eta}_0\|\lambda_{\max}(\boldsymbol{P})\right)\tag{34}$$

这样,即使因为神经网络初始 $\tilde{W}$ 过大,也可以满足收敛条件. 由式(33)和式(34)可知,当 $\boldsymbol{Q}$ 的特征值越大,$\boldsymbol{P}$ 的特征值越小,$\boldsymbol{\eta}_0$ 和 $W_{\max}$ 越小时,收敛半径越小,可控范围越大,球电机的控制效果也会越好[12-17].

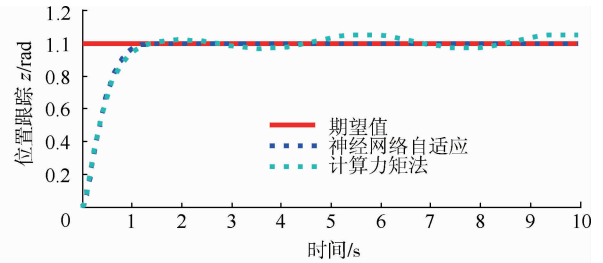
4　仿　真

为了验证基于神经网络的自适应控制算法在存在建模不确定性、摩擦及外界干扰等情况下的有效性,仿真中给系统动力学模型施加 50% 的建模误差,以及相当于驱动力矩 100% 的摩擦力和外界扰动. 控制模型中 $k_{\mathrm{p}}=30$;$k_{\mathrm{v}}=75$;$\gamma=20$;$K_1=0.001$;$\boldsymbol{Q}=150\boldsymbol{I}_6$. 利用 Matlab 软件仿真得到传统的计算力矩法和神经网络控制方法的阶跃响应曲线和误差曲线如图 5 所示.

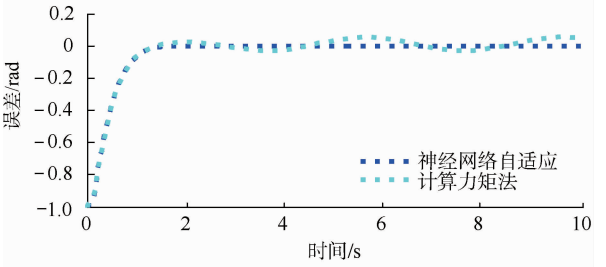
由于对球电机动力学模型加入了不确定的建模误差和摩擦力等扰动项,传统的计算力矩法对于期望轨迹的跟踪精度会下降,始终存在稳态误差. 而基于模型逼近的神经网络自适应控制算法则有着很好的控制精度,稳态误差接近于 0. 其中,神经网络补偿值的曲线如图 6 所示.

为了评估神经网络自适应算法对连续轨迹的控制效果,对正弦和线性轨迹的跟踪效果进行了仿真,结果如图 7 所示. 可以看到转子可以很好地跟踪正弦和线性轨迹,跟踪误差接近于 0.

为了比较转子在 3 个自由度同时运动情况下,计算力矩法与本文设计的控制算法的控制效果差别,设计了三维运动仿真. 如图 8 所示,计算力矩法始终不能跟踪期望轨迹,存在很大的稳态



a　阶跃响应仿真曲线



b　误差仿真曲线

图 5　阶跃仿真实验

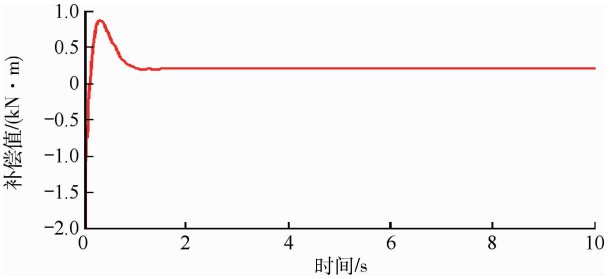
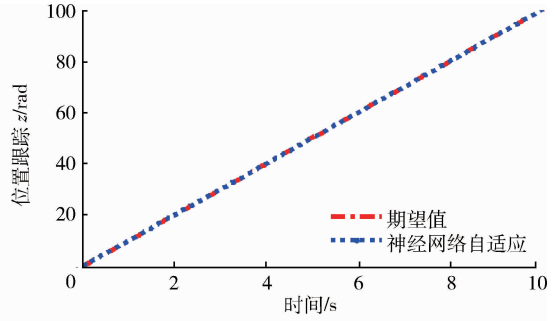
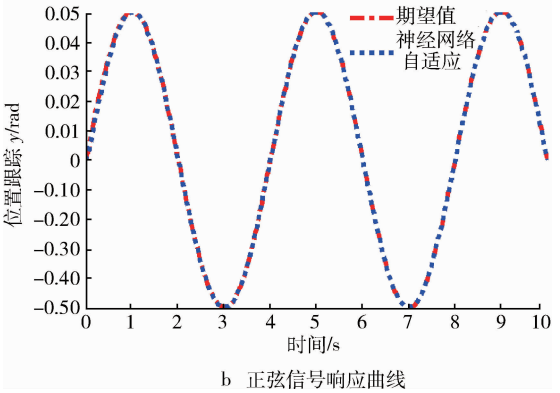


图 6　神经网络补偿输出值



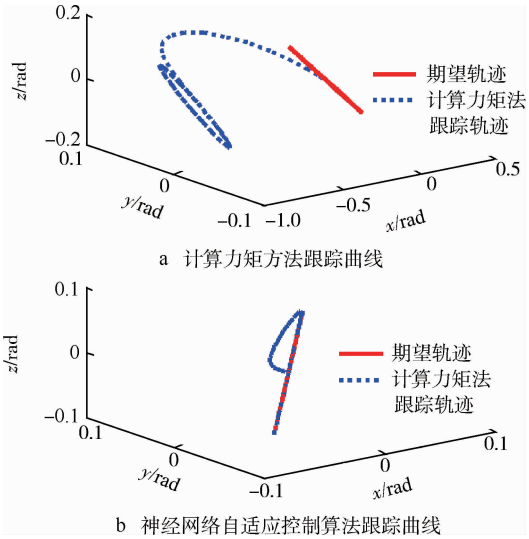
a　线性信号响应曲线



b　正弦信号响应曲线

图 7　连续轨迹仿真实验

误差. 而基于神经网络的自适应控制算法,则可以很好地跟踪期望轨迹. 由于初始位置位于原点,而期望轨迹不是以原点作为起点,所以初始时刻需要调整输出值进行轨迹跟踪,达到调整时间后,轨迹跟踪误差就接近于 0 了,即稳态误差接近于 0. 从而可以得出结论:建模不确定性、摩擦力以及外部的干扰存在会对传统的计算力矩法产生很大的控制误差. 本文设计的神经网络自适应控制算法解决了建模不确定、摩擦和外界干扰的影响,有效提高了控制系统的鲁棒性.



a 计算力矩方法跟踪曲线

b 神经网络自适应控制算法跟踪曲线

图 8 三自由度运动仿真

5 结 论

针对具有 8 个转子永磁极和 24 个定子线圈的三自由度球形电机进行了基于神经网络自适应算法的闭环控制研究. 动力学模型的建立是球电机控制的基础. 因此,首先基于欧拉角的转子姿态表示方法和拉格朗日方程建立了球电机的动力学模型. 为了解决动力学建模误差、外界干扰及摩擦等因素对球形电机工作性能的影响,提出了一种神经网络逼近系统模型,并将其应用到球电机的控制中. 仿真结果证明了此种控制方法的有效性,这为球电机实现稳定精确的运动控制提供了一定的理论基础.

参考文献(References)

[1] Yan L, Chen I M, Lim C K, et al. Design and analysis of a permanent magnet spherical actuator[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2008, 13(2): 239 – 248

[2] Yan L, Chen I M, Lim C K, et al. Hybrid torque modeling of spherical actuators with cylindrical-shaped magnet poles[J]. Mechatronics, 2011, 21(1): 85 – 91

[3] Lee K M, Son H, Joni J. Concept development and design of aspherical wheel motor(SWM)[C]//International Conference on Robotics and Automation. Barcelona: IEEE, 2005: 3652 – 3657

[4] Son H, Lee K M. Open-loop controller design and dynamic characteristics of a spherical wheel motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(10): 3475 – 3482

[5] Son H, Lee K M. Distributed multipole models for design and control of PM actuators and sensors[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2008, 13(2): 228 – 238

[6] Wang W, Wang J, Jewell G W, et al. Design and control of a novel spherical permanent magnet actuator with three degrees of freedom[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2003, 4(8): 457 – 468

[7] 王群京,夏鲲,孔凡让. 永磁球形步进电机三维运动电流控制仿真分析[J]. 中国科学技术大学学报, 2007, 37(1): 39 – 45
Wang Qunjing, Xia Kun, Kong Fanrang. Three degrees motion simulation of current control for the permanent magnet spherical stepper motor[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2007, 37(1): 39 – 45(in Chinese)

[8] Wang Qunjing, Xia Kun. Switching control algorithm for the permanent magnet spherical stepper motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(2): 11 – 18

[9] Xia Changliang, Guo Chen, Shi Tingna. A neural-network-identifier and fuzzy-controller-based algorithm for dynamic decoupling control of permanent-magnet spherical motor[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2010, 57(8): 2868 – 2878

[10] Murray R M, Li Z X, Sastry S S. A mathematical introduction to robotic manipulation[M]. Boca Raton: CRC Press, 1994

[11] Zhang Liang, Chen Weihai, Yan Liang, et al. Trajectory planning and current control optimization of three dof spherical actuator[C]//2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Francisco: IEEE, 2011: 744 – 749

[12] Lee M J, Choi Y K. An adaptive neurocontroller using RBFN for robot manipulators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 711 – 717

[13] Wai R J, Chen P C. Robust neural-fuzzy-network control for robot manipulator including actuator dynamics[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(4): 1328 – 1349

[14] Jung S, Kim S. Hardware implementation of a real-time neural network controller with a DSP and an FPGA for nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2007, 54(1): 265 – 271

[15] 王耀南,陈维. 无速度传感器的感应电机神经网络鲁棒自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(33): 92 – 98
Wang Yaonan, Chen Wei. Speed sensorless neural network robust adaptive control for induction motors[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(33): 92 – 98(in Chinese)

[16] Wang L, Chai T, Fang Z. Neural-network-based two-loop control of robotic manipulators including actuator dynamics in task space[J]. Control Theory, 2009, 7(2): 112 – 118

[17] Alma Y A, Edgar N S, Alexander G L. Real-time discrete backstepping neural control for induction motors[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19(2): 359 – 366