

冗余度卫星搭载机械臂神经网络优化控制

何广平

(中国火箭技术研究院 811 厂·北京, 100038) (北京航空航天大学自动化学院·北京, 100083)

陆震

王凤翔

(中国火箭技术研究院 811 厂·北京, 100038)

摘要: 研究了节点变换函数参数可调的多层神经网络, 并将这种神经网络用于控制冗余度卫星搭载机器人系统; 提出了卫星位姿最小摄动的冗余度机器人臂神经网络控制方案, 在这种方案中将系统的正运动学方程作为神经网络学习的对象, 由神经网络学习拟合系统逆运动学, 实现了机器人臂运动和卫星运动的解耦。在机器人臂的运动和卫星本体解耦的基础上, 基于带动量项的 BP 算法, 实现了系统的最小动能优化控制。利用平面 4 关节星载机器人系统进行了仿真, 取得比较理想的效果。

关键词: 空间机器人; 冗余度; 神经网络

文献标识码: A

Optimal Control of the Space-Craft Based Manipulators with Neural Networks

HE Guangping

(811 Factory of Launch Vehicle Technology Academy of China · Beijing, 100038, P. R. China)

LU Zhen

(Automation Control Academy, Beijing University of Aeronautics and Astronauts · Beijing, 100083, P. R. China)

WANG Fengxiang

(811 Factory of Launch Vehicle Technology Academy of China · Beijing, 100038, P. R. China)

Abstract: In this paper, the multi-layer forward neural network with flexible sigmoid function was used in controlling the spacecraft based redundant manipulators. The optimal control scheme that can guaranty to minimize the disturbance of the spacecraft by manipulators is proposed. In the scheme, the forward kinematic equations of the system were needed. neural network simulates the inverse kinematic equations which decouple the motion between the manipulators and the spacecraft base. The problem of minimizing the kinetic energy of the system was also considered. A four-body planar modal was used to simulate the system, the results verified that the method is successful.

Key words: space manipulator; redundant; neural networks

1 引言(Introduction)

星载机器人系统控制的关键技术问题之一, 就是必须解决机器人臂和卫星载体间的运动耦合问题。基于多层神经网络对任意非线性函数的精确逼近能力, 近年来神经网络技术在机器人控制中得到广泛研究^[2-4], 是一个非常有希望在实际应用中发挥作用的控制技术。Mao Ziqiang & T. C. Hsia^[2]利用神经网络实现了冗余度机器人的运动学避障控制, G. Feng^[3]研究了利用神经网络改善机器人跟踪精度的方法, M. Teshnehlab^[4]提出一种神经网络结构,

其节点变换函数的参数可调。利用 BP 算法来同时调节网络各层的连接权值和节点变换函数参数, 达到简化网络结构、提高学习速度的目的。本文将研究利用[4]所提出的神经网络结构实现星载空间机器人自由漂浮状态下的运动控制方法。星载空间机器人在自由漂浮状态下工作时, 由于卫星本体和机器人臂运动间的耦合, 需要对卫星本体的姿态进行控制, 为了节省能量, 不采用助推器和转向轮。利用冗余度机械臂的冗余特性对机械臂和卫星本体的运动解耦, 由神经网络拟合这种运动关系。首先给出星载

机器人系统的运动学方程和运动耦合方程,然后将得到的方程作为神经网络学习的对象,通过构造学习模型确定神经网络的结构和参数,实现了机器人臂和卫星本体的解耦.最后基于带动量项的BP算法,给出系统的最小动能优化神经网络控制方法.

2 星载空间机器人系统的运动方程(The kinematic equations of spacecraft based manipulators)

卫星搭载机器人系统运动状态有自由飞行和自由漂浮两种方式.在自由漂浮状态下,星载机器人系统的动力学方程为:

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{P}}\right) - \left(\frac{\partial L}{\partial P}\right) = 0, \quad (1a)$$

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}}\right) - \left(\frac{\partial L}{\partial \theta}\right) = 0, \quad (1b)$$

其中, P 为卫星本体的位姿坐标, θ 为机器人臂的广义坐标, L 为系统的拉格朗日函数,在微重力环境下, L 等于系统的动能.将系统的拉格朗日函数代入上式,得到:

$$H_{BB}\dot{P} + H_{BD}\dot{\theta} + c_B = 0, \quad (2a)$$

$$H_{DB}\dot{P} + H_{DD}\dot{\theta} + c_D = \tau, \quad (2b)$$

其中 τ 为灵活臂的关节驱动力矩矢量.由方程(1a)得到:

$$\frac{d}{dt}\left(\frac{\partial L}{\partial \dot{P}}\right) = 0, \quad (3)$$

即

$$\frac{\partial L}{\partial \dot{P}} = \text{const}, \quad (4)$$

也就是

$$H_{BB}\dot{P} + H_{BD}\dot{\theta} = \text{const} = M_0. \quad (5)$$

M_0 为系统的初始动量,方程(5)为星载机器人系统动量守恒方程,其中包含线动量守恒和角动量守恒方程.线动量守恒方程可积,为完整约束.角动量守恒方程不可积,为非完整约束.

另一方面,系统的运动学方程可以表示为:

$$X_E = f(P, \theta). \quad (6)$$

对方程(6)微分得

$$\dot{X}_E = J_P\dot{P} + J_\theta\dot{\theta}, \quad (7)$$

其中, $\dot{X}_E$, J_P , J_θ 分别为机器人臂末端的速度、对应于卫星本体广义坐标的雅可比子矩阵和对应于机器人臂广义坐标的雅可比子矩阵.将方程(5)、(7)组合得

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_E \\ M_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_P & J_\theta \\ H_{BB} & H_{BD} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{P} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

方程(8)就是星载机器人臂系统的运动方程,一般情况下,机器人臂的运动和卫星本体的位置姿态是相互影响的,如果不采取必要的措施,星载机器人系统难以完成给定的操作任务.为了解决这一问题,我们令

$$H_{BD}\dot{\theta} = M_0, \quad (9)$$

即在机器人臂运动过程中,它本身的动量守恒.显然当机器人臂运动满足方程(9)时,卫星本体的动量为零,即

$$H_{BB}\dot{P} = 0. \quad (10)$$

由于 H_{BB} 总满秩,由方程(10)不难得到: $\dot{P} = 0$. 显然,如果机器人臂的运动满足关系(9)时,机器人臂的运动和卫星本体的运动解耦,这对于自由漂浮状态下的星载机器人系统是十分重要的.解耦运动方程可以写为:

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_E \\ M_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_P & J_\theta \\ H_{BB} & H_{BD} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

为了证实冗余度星载机器人臂系统的确存在解耦运动空间,我们解方程(9),对于一般三维空间机器人系统,卫星本体的广义坐标数为6,当机器人臂的关节数目 $n > 6$ 时,矩阵 H_{BD} 为 $6 \times n$ 维的长矩阵,当 H_{BD} 满秩时,从方程(9)可以解出机器人臂的关节速度:

$$\dot{\theta} = H_{BD}^+ M_0 + (I - H_{BD}^+ H_{BD})\epsilon, \quad (12)$$

其中 ϵ 为适维自由矢量,显然上式中的第二项不会影响机器人臂的总动量 M ,即 $(I - H_{BD}^+ H_{BD})\epsilon$ 为机器人臂和卫星本体间的解耦空间运动,属于这一空间的运动可以完成机器人臂的末端操作任务.为此将方程(12)代入方程: $\dot{X}_E = J_\theta\dot{\theta}$,可以得到自由矢量 ϵ 的解析表达,从而实现星载机器人臂的解耦操作.显然这一过程需要求解多个矩阵及复合矩阵的广义逆矩阵,这是相当费时、复杂的过程,一般只能数值求解而不存在解析解.

当自由漂浮星载机械臂系统的本体和机械臂的运动解耦时,表面上看本体的位置和姿态是不变的,和一般基础固定的机器人臂系统没有区别.但本质上他们是不同的,基础固定的机器人系统在实际操作时,由基础提供机器人臂运动所需要的反力/力矩,机械臂本身的运动动量不守恒.自由漂浮星载机械臂系统则不同,要实现卫星本体的姿态和位置不变,要求机械臂的运动对卫星本体没有反作用力,即机械臂本身的动量守恒,这样就将机械臂的运动限制在自由漂浮星载机械臂系统的解耦运动空间内.

3 神经网络控制(Neural network control)

3.1 网络节点的变换函数(Sigmoid function)

M. Teshnehlab^[4]在对前馈神经网络进行研究时,发现利用函数

$$y = \frac{1 - e^{-2ax}}{a(1 + e^{-2ax})}, \quad (13)$$

实现节点函数变换,并在一种改进的 BP 算法中同时调节连接权值和变换函数参数 a 时,能达到大大简化网络结构、提高网络收敛速度的效果.不同于一般的 S 函数,图1画出函数(13)中 y 随 a 变化时的不同结果.

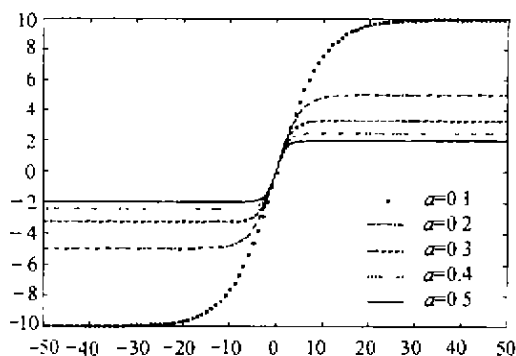


图1 节点变换函数
Fig. 1 Sigmoid function

3.2 神经网络控制器结构及学习算法(Controller structure of ANNs and learning method)

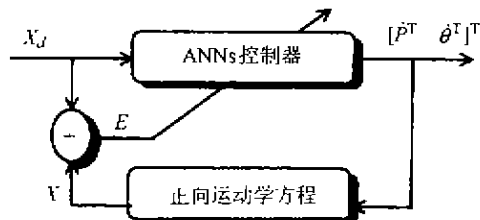


图2 神经网络控制器结构
Fig. 2 Neural network controller

在如图2所示的典型神经网络(ANNs)控制器结构中,ANNs的输入为机器人臂末端的期望轨迹速度,输出作为正向运动学速度方程的速度输入.在这种结构的控制器中,就是要让 ANNs 拟合机器人系统的逆运动学方程,那么网络输出误差的评价函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^{n_2} ([\dot{X}_{dk} - \dot{X}_k]^T [\dot{X}_{dk} - \dot{X}_k]) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P E_p, \quad (14)$$

其中, $p = 1, 2, \dots, P$ 为学习样本的数目, n_2 为神经网络输出层的节点数目.应用于图2所示的控制器,

需要求 $\frac{\partial E_p}{\partial w}$ 和 $\frac{\partial E_p}{\partial a}$ 分别为:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w} = \frac{\partial E_p}{\partial \dot{X}} \frac{\partial \dot{X}}{\partial w} = \frac{\partial E_p}{\partial \dot{X}} \frac{\partial \dot{X}}{\partial [P^T \theta^T]^T} \frac{\partial [P^T \theta^T]^T}{\partial w}, \quad (15)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial a} = \frac{\partial E_p}{\partial \dot{X}} \frac{\partial \dot{X}}{\partial a} = \frac{\partial E_p}{\partial \dot{X}} \frac{\partial \dot{X}}{\partial [P^T \theta^T]^T} \frac{\partial [P^T \theta^T]^T}{\partial a}. \quad (16)$$

式(15)、(16)中的都用到 $\frac{\partial \dot{X}}{\partial [P^T \theta^T]^T}$, 根据方程(8)、(11),当不考虑机器人臂和卫星本体间的运动解耦时,

$$\frac{\partial \dot{X}}{\partial [P^T \theta^T]^T} = \begin{bmatrix} J_P & J_\theta \\ H_{BB} & H_{BD} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

当考虑机器人臂和卫星本体间的运动解耦时,(17)式退化为:

$$\frac{\partial \dot{X}}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} J_\theta \\ H_{BD} \end{bmatrix}. \quad (18)$$

式(15)、(16)中 $[P^T \theta^T]^T$ 是神经网络的输出 $y^{(q)}$. 当考虑机器人臂和卫星本体间的运动解耦时,神经网络的输出退化为 θ , 这样就可以利用节点参数可调的前馈神经网络带动量项的 BP 算法实现网络的学习.

3.3 星载冗余度机器人系统的神经网络优化控制 (Optimal control of the spacecraft based manipulators with neural networks)

由于空间站本体结构一般为十分复杂的空间结构,星载机器人系统在轨自由漂浮操作时,要求能避开空间障碍物,或者为了节省能源,需要机器人完成工作任务时,耗能最少等.这就形成星载机器人系统的多目标优化控制问题.显然系统的第一任务是完成末端操作,其他如避障、最小能耗、对本体姿态干扰最小等是第二任务.根据前馈神经网络收敛的目标函数(14),为了将优化控制的次要目标也纳入优化范围,必须重新定义优化目标函数.为此,定义

$$E = a_1 E_1 + a_2 E_2, \quad (19)$$

其中, E_1 定义为(14)式表示的误差函数,为第一目标, E_2 定义为第二目标. a_1, a_2 为大于零的标量常数.典型的对于系统最小能耗优化问题,自由漂浮状态下,能耗近似为系统的动能,即

$$E_2 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \dot{P}^T \\ \dot{\theta}^T \end{bmatrix}^T H \begin{bmatrix} \dot{P} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

其中 H 为系统的广义质量阵,当机器人臂的运动和卫星本体解耦时,

$$E_2 = \frac{1}{2} [\dot{\theta}]^T H_{BD} [\dot{\theta}]. \quad (21)$$

其他优化目标的指标函数一般也都可以表示为(20)所示的二次型形式. 当利用最速梯度方法(BP)寻优时, (20)、(21)所示的代价函数和(14)是相容的. 不难得到:

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \alpha_1 \frac{\partial E_1}{\partial w} + \alpha_2 \frac{\partial E_2}{\partial w}, \quad (22)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a} = \alpha_1 \frac{\partial E_1}{\partial a} + \alpha_2 \frac{\partial E_2}{\partial a}. \quad (23)$$

这里, 对于我们所研究的问题,

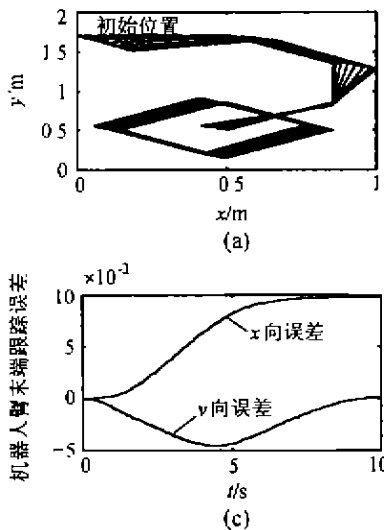
$$\frac{\partial E_1}{\partial w} = \frac{\partial E_p}{\partial w}, \quad (24)$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial w} = H_{BD} \begin{bmatrix} \dot{P} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \frac{\partial [\dot{P}^T \ \dot{\theta}^T]}{\partial w}, \quad (25)$$

$$\frac{\partial E_1}{\partial a} = \frac{\partial E_p}{\partial a}, \quad (26)$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial a} = H_{BD} \begin{bmatrix} \dot{P} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \frac{\partial [\dot{P}^T \ \dot{\theta}^T]}{\partial a}. \quad (27)$$

同样, 由于 $[\dot{P}^T \ \dot{\theta}^T]^T$ 为神经网络的输出, 可以实现网络参数的调整学习.



4 仿真研究(Simulation)

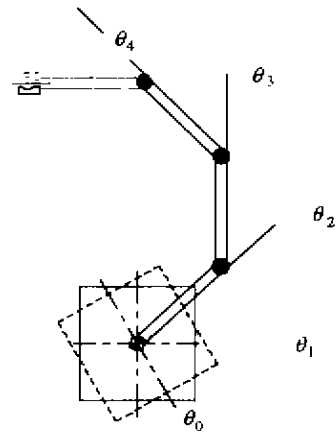


图3 4关节星载机器人系统仿真模

Fig 3 4 joints space robot simulation model

仿真对象为如图3所示的平面4关节星载机器人系统. 假设卫星本体的质量为 $M = 5m$, 连杆质量为:

$$m_1 = m_2 = m_3 = m_4 = 1\text{kg},$$

连杆长度:

$$l_1 = l_2 = l_3 = l_4 = 0.5\text{m}$$

4.1 不考虑机器人臂的运动和卫星本体解耦仿真 (Simulation without considering the decoupling)

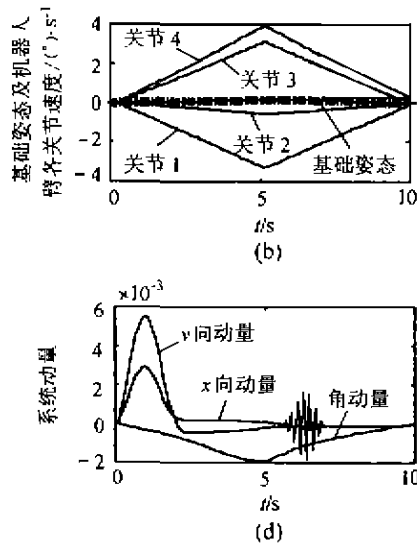


图4 不考虑机器人臂的运动和卫星本体解耦仿真

Fig. 4 Simulation without considering the decoupling between robot arm and base

当不考虑解耦时, 神经网络的输入为机器人臂的末端速度, 我们只考虑位移速度, 臂末端的姿态不予考虑, 为两输入. 输出为系统所有广义变量的速度, 包括机器人臂的4关节和卫星本体的3个变量, 共7个变量. 因此神经网络的输出层有7个节点, 中间层设为4个节点, 输入节点为缓冲节点, 中间层和输出层节点变换函数为参数可调的双曲函数. 在这种情况下, 神经网络拟合系统的逆模型. 对应的正向

运动学方程为 $\begin{bmatrix} \dot{X}_E \\ \dot{M}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_P & J_\theta \\ H_{BB} & H_{BD} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{P} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}$, 即要求机器人臂末端精确跟踪给定轨迹, 同时系统的动量必须守恒. 仿真的结果如图4所示. 图4(a)为系统的位置变化轨迹, 图4(b)为机器人臂各关节角和卫星本体姿态的变化速度, 图4(c)为机器人臂末端的跟踪误差, 图4(d)为整个系统运动过程中的动量变化. 从仿真的结果看, 由于没有考虑机器人臂和本体间运动的解耦, 当机器人运动过程中, 卫星本体的位

置和姿态发生变化,当机器人系统处于自由漂浮状态时,这是非常有害的.由于系统的非完整性质,靠系统自身的调节往往无法恢复机器人的原始状态,系统状态发生漂移.从图 4(d)可以看出,包括卫星本体在内的机器人系统在机器人运动过程中动量近似守恒,这说明神经网络近似拟合了星载机器人系统的运动方程.

4.2 机器人臂的运动和卫星本体解耦仿真 (Simulation with considering the decoupling)

根据前面的分析,当机器人臂的运动和卫星本

体解耦时,系统的运动满足关系: $\begin{bmatrix} \dot{X}_E \\ \dot{M}_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_P & J_\theta \\ H_{BB} & H_{BD} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}$, 该式为神经网络学习的对象,仿真的结果如图 5 所示,图 5(a)为机器人臂和卫星本体运动过程中的轨迹变化,图 5(b)为机器人臂各关节的速度,图 5(c)为机器人臂末端的跟踪误差,图 5(d)为机器人臂本身的动量变化.根据仿真结果可以看出,机器人臂在完成末端任务时本身的动量近似为零,也就是机器人臂的运动和卫星本体解耦.

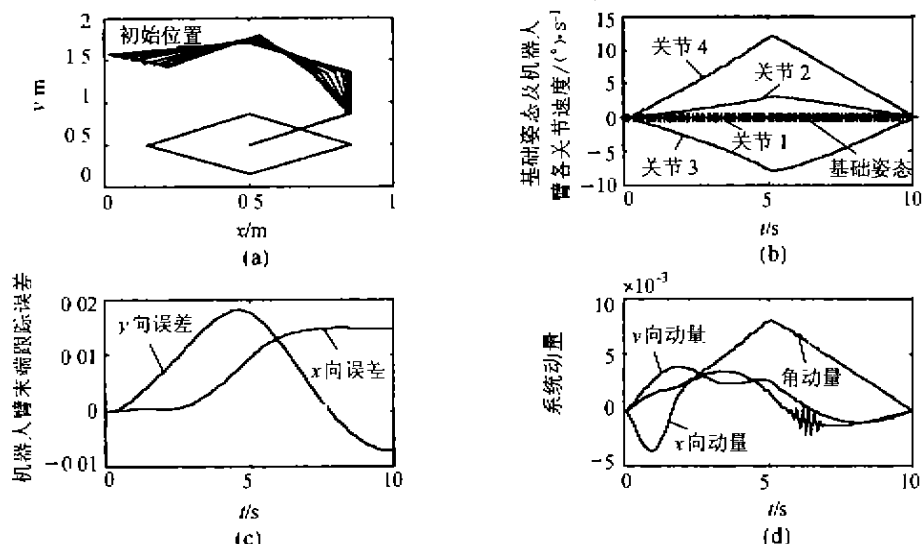


图 5 机器人臂运动与卫星体解耦的运动仿真

Fig. 5 Simulation with considering the decoupling between robot arm and base:

4.3 最小动能神经网络优化控制 (Optimal control with minimizing kinetic energy)

这里考虑机器人在运动时实现机器人臂与卫星本体解耦,同时使系统的动能最小,对于空间机器人系统,系统动能近似为系统的能耗,仿真结果如图 6

所示.图 6 中各图的意义和图 5 中各图相对应.比较图 5 和图 6 中机器人各关节角速度可以看出,当考虑最小动能优化时,机器人臂各关节的角速度得到有效控制,机器人臂在完成末端任务的同时,关节速度得到减小.

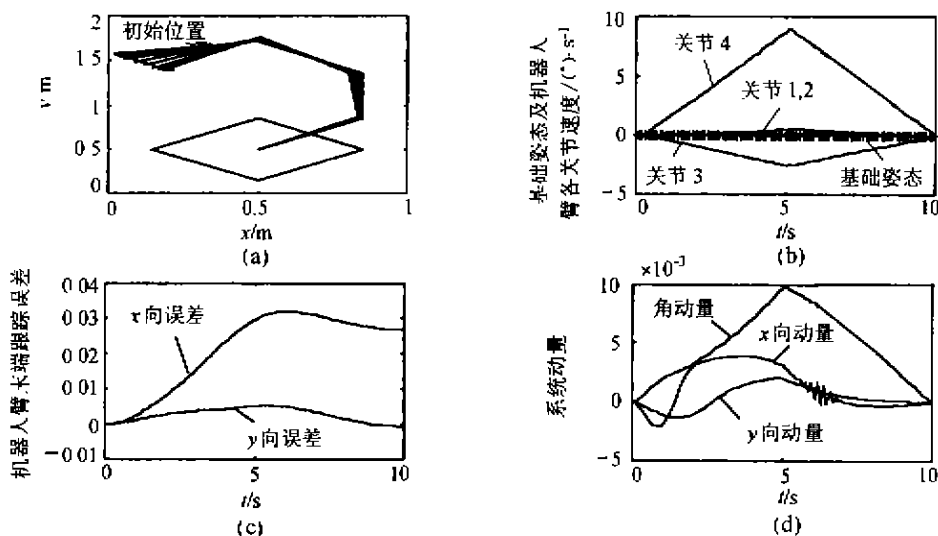


图 6 考虑最小动能优化的冗余度空间机器人优化控制

Fig. 6 Redundant space robot optimal control considering minimizing kinetic energy

5 结论(Conclusion)

提出了卫星位姿最小摄动的冗余度机器人臂神经网络控制方案,在这种方案中将系统的正运动学方程作为神经网络学习的对象,由神经网络学习拟合系统逆运动学,实现了机器人臂运动和卫星运动的解耦,在机器人臂的运动和卫星本体解耦的基础上,基于带动量项的 BP 算法,实现了系统的最小动能优化神经网络控制,将神经网络控制技术用于冗余度星载机器人系统,避免了一般机器人控制需要计算雅可比矩阵、广义质量阵的逆矩阵,使算法的计算量得到大大减小,计算机仿真证明了以上结论。

参考文献(References)

- [1] Steven Dubowsky and Evangelos Papadopoulos . The kinematics, dynamics, and control of free-flying and free-floating space robotic systems [J]. IEEE Trans. on Robot and Automation, 1993, 19(5): 531 - 542
- [2] Mao Ziqiang and Hsia T C . Obstacle avoidance inverse kinematics solution of redundant robots by neural networks [J]. Robotica, 1997, 15(2): 3 - 10
- [3] Feng G. Improving tracking control for robots using neural networks [J]. Int. J. Robot and Automation, 1996, 11(2): 74 - 82
- [4] Teshnehlab M . Neural network controller with flexible structure based on feedback-error-learning approach [J]. J. of Intelligent and Robotics Systems, 1996, 15(3): 367 - 387

本文作者简介

何广平 1972 年生,北京航空航天大学博士研究生,研究领域:冗余度机器人,柔性机器人,空间机器人。

陆震 1942 年生,北京航空航天大学教授,博士生导师,研究领域:机器人学,空间机构学,工程车辆

王凤翔 1943 年生,中国火箭技术研究院北京 811 厂研究员,航天 CIMS 专家,研究领域:机器人学。

第 20 届中国控制会议在大连召开

第 20 届中国控制会议于 2001 年 8 月 10 - 12 日在大连召开,中国控制会议由中国自动化学会控制理论专业委员会每年举办一次,本次会议由大连理工大学信息与控制研究中心承办,并得到了大连市科协和中国科学院系统科学研究所所在人性和财力等方面的大力支持。

本届会议共有 170 余名会议代表参加,分别来自中国大陆和香港、美国、英国、日本、澳大利亚以及新西兰。开幕式上大连市副市长戴玉林、大连理工大学校长程耿东院士发表了热情洋溢的讲话,向大会的成功举办表示热烈的祝贺,中国科学院系统科学研究所秦化淑研究员和大连理工大学王伟教授分别代表中国自动化学会控制理论专业委员会和第 20 届中国控制会议程序委员会致辞,大连理工大学邵诚教授宣读了中国自动化学会理事长陈翰馥院士为本次大会发来的贺信。

会议邀请到 6 位国内外知名学者作大会报告,其中:美国华盛顿大学自动化与机器人中心主任谈自忠教授介绍了量子计算对研究和教育的影响;美国华盛顿大学 Bijoy K. Ghosh 教授介绍了神经生物方面细胞编码的工作;国内东北大学柴天佑教授介绍了 CIMS 三层结构的设计以及在金矿中的成功应用;日本东京工学院 Shinji Hara 教授介绍了他们承担的国家重大项目:超级机械系统——机械与控制工程融合的最新工作进展等;美国亚特兰大大学数理科学系王沅教授介绍了她在非线性系统稳定性方面的工作;美国杜克大学电子与计算机系王华教授介绍了他在复杂非线性系统方面的研究,还介绍了当前美国在这方面有关的最新研究课题。大会报告后,还举行了“社会和工程中复杂系统控制问题”专题讨论会,黑龙江大学韩志刚教授和上海宝山钢铁公司任德祥高级工程师主题发言后,代表们踊跃发表了见解。这些活动给与会代表留下深刻的印象,展示了目前国际自动控制领域的最新研究方向。

本届会议得到了国内外自动控制界众多学者的大力支持和踊跃响应,本次会议共收到投稿论文 230 篇,经过会议程序委员会审稿,共录用 170 篇,会议论文集已由大连理工大学出版社正式出版。本次会议有 20 余位来自美国、英国、澳大利亚、日本和新西兰等海外以及香港的有突出成就的学者参加了本次会议,是在大陆召开的历届中国控制会议中海外华人学者参会人数最多的一次,这些学者的参加极大推进了中国控制会议走向国际化的步伐。

会议期间,经《关肇直奖》评奖委员会投票评选,北京大学力学系段志生博士的论文“被控对象和控制器存在扰动时的鲁棒控制”获本届会议关肇直奖,东南大学冯纯伯院士在闭幕式上代表《关肇直奖》基金委员会向段志生博士颁发了获奖证书。

本届中国控制会议所发表的论文总体水平和具体的组织工作受到与会代表的高度评价,认为是在内地举办的历届中国控制会议最成功的一次,本次会议不但为自动控制领域的专家、学者及控制系统设计人员提供了一个学术交流的机会,也将大大促进国内控制理论及其应用的发展。

(潘学军)