

文章编号: 1002-0446(2000)06-0495-06

基于模糊神经网络的冗余度变几何桁架 机器人自适应控制*

徐礼钜 吴 江 梁尚明

(四川大学机械系机械原理教研室 610065)

摘 要: 本文提出了一种基于模糊神经网络(FNN)的机器人位置自适应控制方法. 利用模糊神经网络模型来辨识冗余度变几何桁架机器人的逆动力学模型, 用常规反馈控制器完成外部干扰的补偿和闭环控制. 并以四重四面体变几何桁架机器人为例进行仿真计算, 表明该控制方法具有良好的轨迹跟踪精度和抗干扰能力.

关键词: 自适应控制; 冗余度变几何桁架机器人; 模糊神经网络; 逆动力学

中图分类号: TP24

文献标识码: B

1 引言

变几何桁架机器人是一种新型的具有广阔应用前景的机器人, 它不仅具有刚度大, 承载能力强和定位精确等优点, 而且还可设计成可折叠的机构. 四面体变几何桁架机器人(Tetrahedron-Tetrahedron Variable Geometry Truss Manipulators, 简称 TT-VGT 机器人)机构是由多个四面体重叠组成的冗余度变几何桁架机器人机构, 如图 1 所示平面 ABC 为机器人的基础平台, 平面 JKL 为机器人的末端平台, 四面体基本单元中各杆之间由球铰连接, 通过可伸缩构件 l_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 的长度变化, 来改变机构的构形^[2].

冗余度变几何桁架机器人系统是一种具有高度非线性和强耦合的复杂动态系统, 在其工作时又常常受到各种不确定性因素的影响. 针对这样一个被控对象, 围绕其末端执行装置的轨迹跟踪问题, 本文提出了一种基于模糊神经网络(FNN)的自适应控制方法. 该方法中用模糊神经网络模型来辨识机器人的逆动力学, 并以此模型作为前馈控制器提供给机器人主要的广义控制驱动力. 加上一个常规反馈控制器 PID, 从而构成整个控制系统. 如果 FNN 给出的广义驱动力合适, 系统误差小, 常规控制器 PID 的控制作用就很弱; 反之, PID 控制器将起主要的作用. 此方法的优点在于被控系统受到各种干扰时, 可以利用常规反馈控制器进行补偿和闭环控制. 在文中的仿真计算中, 以四重四面体变几何桁架机器人为例, 给出了这一控制

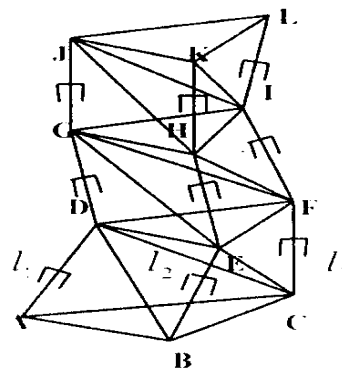


图 1 TT-VGT 机器人机构简图

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目.

收稿日期: 1999-12-15

法的仿真结果,证明了基于模糊神经网络的自适应控制方法的优越性.

2 四面体变几何桁架机器人的逆动力学模型辨识

设 TT-VGT 机器人操作手由 N 个伸缩关节组成,图 2 所示为 TT-VGT 机构中的两个单元,设变量 q_i 表示平面 ABC 和平面 BCD 之间的夹角,其相应的速度和加速度分别为 $\dot{q}_i, \ddot{q}_i (i=1, 2, \dots, N)$. 它们与 $l_i, \dot{l}_i, \ddot{l}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 的关系如下^[2,3]:

$$q_i = 2 \arcsin\left(\frac{l_i}{3d}\right)$$

$$\dot{q}_i = \frac{2\dot{l}_i}{3d \cos(\arcsin(l_i/(3d)))}$$

$$\ddot{q}_i = \frac{2\ddot{l}_i}{3d \cos(\arcsin(l_i/(3d)))} + \frac{2l_i \dot{l}_i^2}{3d^4 \cos^3(\arcsin(l_i/(3d)))}$$
(1)

式中, d 表示 TT-VGT 中不可伸缩构件的长度.

$l_i, \dot{l}_i, \ddot{l}_i$ 分别表示机器人可伸缩构件的长度、速度和加速度.

以中间变量 $q_i, \dot{q}_i, \ddot{q}_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为关节变量的等效机器人是串联空间机器人,其动力学方程一般形式可表示如下: (不考虑外力和干扰的作用)

$$T_{FNN} = H(q)\ddot{q} + \dot{q}^T C(q)\dot{q} + G(q)$$
(2)

式中: $H(q) \in R^{N \times N}$ 、 $C(q) \in R^{N \times (N \times N)}$ 、 $G(q) \in R^N$ 分别表示广义质量矩阵(惯性矩阵)、向心力及哥氏力作用矩阵和重力矩阵.

$T_{FNN} \in R^N$ 表示机器人的驱动力矩, $T_{FNN} = [\tau_{FNN,1}, \dots, \tau_{FNN,i}, \dots, \tau_{FNN,N}]^T$.

在实际的变几何桁架机器人的逆动力学计算中,我们最终应求得各可伸缩关节的驱动力 F_{FNN} , ($F_{FNN} = [f_{FNN,1}, \dots, f_{FNN,i}, \dots, f_{FNN,N}]^T$). 如图 2, 设作用在四面体单元 ABCD 的伸缩关节的驱动力 $f_{FNN,i}$ 是沿可伸缩关节 DA 方向,且作用在辅助平面 ADH 上. 将驱动力 $f_{FNN,i}$ 如图 2 分解为沿 DH 的分量 $f_{FNN,i1}$ (对杆 BC 不产生力矩)和垂直于 DH 方向的分量 $f_{FNN,i2}$ (对杆 BC 产生的力矩等于 $\tau_{FNN,i}$).

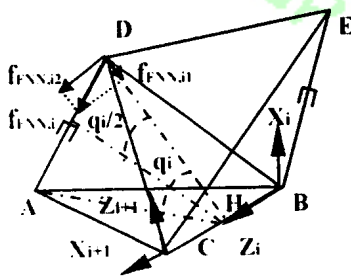


图 2 TT-VGT 机构中的两个单元

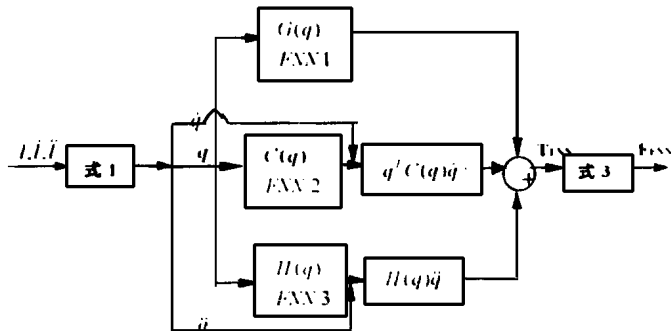


图 3 逆动力学模型辨识框图

于是有: $\tau_{FNN,i} = \frac{3d}{2} f_{FNN,i2}$, 又因为 $f_{FNN,i2} = f_{FNN,i} \cos \frac{q_i}{2}$

所以有

$$F_{FNN} = B T_{FNN} \tag{3}$$

式(3)中: B 为对角矩阵, 对角线元素

$$B_i = \frac{2}{3 d \cos \frac{q_i}{2}}$$

模糊神经网络是模糊逻辑系统与神经网络相结合的网络模型, 在对于变几何桁架机器人这样的强耦合系统的逆动力学辨识中, 模糊神经网络由于其神经元具有模糊信息处理的能力, 所以辨识逼近能力明显强于神经网络. 在用模糊神经网络(FNN)离线辨识机器人的逆动力学模型中, 为减少网络训练数据样本的个数和网络学习所需的时间, 增大利用模糊神经网络(FNN)

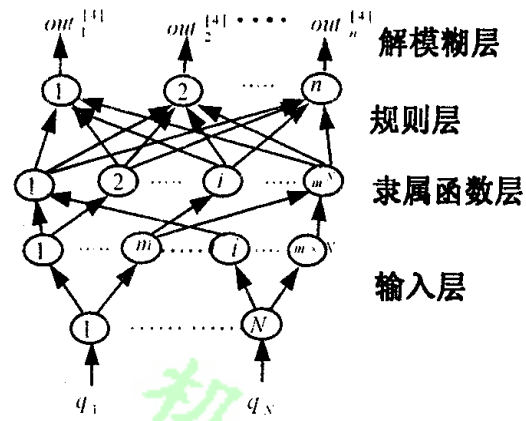


图 4 模糊神经网络

对逆动力学系统辨识的精度, 我们将整个动力学模型系统分为三个子系统. 这三个子系统分别用于计算组成驱动力矩向量的三个部分, 于是式(2)变为

$$T_{FNN} = T_{FNN1} + T_{FNN2} + T_{FNN3} \tag{4}$$

对动力学方程式(2)分析可知, $H(q)$ 、 $C(q)$ 和 $G(q)$ 矩阵中各元素都是中间变量 $q_i (i=1 \dots N)$ 的函数. 因此, 三个动力学方程矩阵分别都可以采用一个四层模糊神经网络进行训练学习, 如图 4 所示. 此时这三个模糊神经网络为数值型的模糊系统, 采用 Sum-Product 的模糊推理, 加权求和的解模糊法. 输入量 $q_i (i=1 \dots N)$ 各定义 m 个模糊集合, 共有 m^N 条规则, 输入层隶属函数选用高斯函数. 在图 4 的模糊神经网络中, 采用 BP 算法来修正网络中各层的权值矩阵, 将误差信号由解模糊层向输入层方向反传^[6], 利用神经网络计算和误差反传公式进行计算. 这三个子系统的学习样本的选取和组成结构如表 1 所示. 应用学习样本分别对三个模糊神经网络进行离线训练学习, 可得到表示广义质量矩阵、向心力及哥氏力矩阵和重力矩阵的网络模型, 再应用图 3 的模型框图完成对机器人的逆动力学计算的辨识.

表 1 子系统网络

子系统网络	FNN 1	FNN 2	FNN 3
学习样本选取时, 动力学计算条件	基础以重力加速度向上加速运动 $\bar{a}_0 = [0, 0, 9.81]^T$ $\dot{q}_i = 0, \ddot{q}_i = 0 (i=1 \dots N)$	无重力作用 $\ddot{q}_i = 0$ $(i=1 \dots N)$	无重力作用 $\dot{q}_0 = 0$ $(i=1 \dots N)$
子系统公式	$T_{FNN1} = G(q)$	$T_{FNN2} = \dot{q}^T C(q) \dot{q}$	$T_{FNN3} = H(q) \ddot{q}$
输入层节点数	N	N	N
输出层节点数	N	$N \times N \times N$	$N \times N$

3 基于模糊神经网络的非线性自适应控制

基于 FNN 前馈控制和 PID 反馈控制的机器人自适应控制系统可以表示如图 5 所示, 图中模糊神经网络系统完成对机器人的逆动力学模型的离线辨识后, 为机器人系统提供广义驱

动力 F_{FNN} .

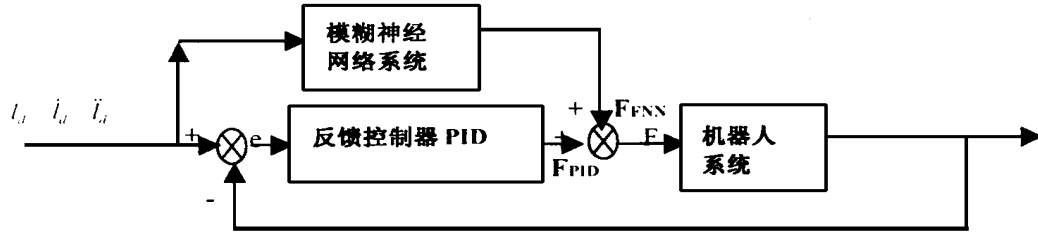


图5 自适应控制框图

考虑到 FNN 系统对机器人逆动力学辨识的偏差, 以及其他未建模部分和外部干扰的影响, 机器人的动态控制模型可表示为

$$F = F_{FNN} + F_{PID} \quad (5)$$

式中: F_{FNN} 表示由模糊神经网络系统提供给机器人的控制驱动力;

F_{PID} 表示为弥补由于逆动力学辨识模型偏差和外部干扰因素的影响, 由 PID 反馈控制器提供给机器人的补偿控制驱动力;

考虑到模糊神经网络(FNN)系统对机器人逆动力学方程中广义质量矩阵、向心力及哥氏力矩阵和重力矩阵的辨识存在一些偏差, 以及机器人未建模部分和外部干扰的影响, 设由 PID 提供的偏差补偿控制力以 $F_{PID,e}$ 表示, 由 PID 提供的建模补偿控制力以 $F_{PID,c}$ 表示. 于是有

$$F_{PID} = F_{PID,e} + F_{PID,c} \quad (6)$$

式中 $F_{PID,c} = [f_{PID,c,1}, \dots, f_{PID,c,i}, \dots, f_{PID,c,N}]^T$, $F_{PID,c} \in R^N$, 一般为有界扰动向量, $|f_{PID,c,i}| \leq \bar{f}_{PID,c,i}$ ($i = 1, 2, \dots, N$), PID 反馈控制器的控制方程如下

$$F_{PID}(t) = K_D[(e(t) - e(t-1))] + K_P e(t) + K_I[e(t) - 2e(t-1) + e(t-2)] + F_{PID,c} \quad (7)$$

式(7)中, K_D, K_P, K_I 分别为 PID 控制器的参数, 可取正定对角矩阵. $e(t) = l_d - \dot{l}(t)$.

4 仿真计算

我们以四重四面体为例, 如图 6 所示建立坐标系, 末端参考点 H 位于末端平台 EFG 的中点, 运动中只实现空间的位置, 不实现姿态. 运动的整个时间 T 设为, 控制器的采样时间设为 0.02s.

机器人伸缩关节的期望轨迹为

$$\ddot{l}_{di} = \begin{cases} t & 0 \leq t < 0.5s \\ 1-t & 0.5s \leq t \leq 1.5s \\ t-2 & 1.5s < t < 2s \end{cases} \quad (i = 1, 2, 3, 4)$$

伸缩关节的起始值为: $l_0 = [0.75, 0.65, 0.7, 0.8]^T$ (单位: m)

PID 参数 K_D, K_P, K_I 取为对角阵:

$$k_{Di} = 20, k_{Pi} = 40, K_{Ii} = 15 \quad (i = 1, 2, 3, 4)$$

假设因外部扰动和未建模部分的影响, 由 PID 提供的建模补偿控制力为

$$F_{PID,c} = \begin{cases} [1, 2, -1.5, 1]^T & (0 \leq t < 1s) \\ [-1, -2, 1.5, -1]^T & (1s \leq t \leq 2s) \end{cases} \quad (\text{单位: N})$$

机构中各定长构件长度 $d = 1\text{m}$, 各杆质量为 1.5kg , 并将质量向四面体各顶点对称简化^[2]. 以本文第二小节的模糊神经网络系统对其逆动力学模型进行辨识, 以第三小节的自适应控制系统完成四重四面体变几何桁架机器人的轨迹控制问题, 实现机器人期望轨迹.

仿真结果如图 7 所示(仅给出关节 1 的情况, 关节 2、3、4 的情况类似于图 7), 图 7 中曲线 1 表示机器人关节的期望轨迹, 曲线 2 表示基于 FNN 的自适应控制实现的关节实际轨迹, 曲线 3 表示无 PID 反馈控制作用的关节实际轨迹.

图 7 中可见, 采用基于 FNN 的自适应控制法得到的关节实际轨迹(曲线 2)和期望轨迹(曲线 1)十分接近, 说明文中所提出的方法具有良好的轨迹跟踪能力, 若在控制中, 取消 PID 反馈控制的作用, 直接由 FNN 系统进行控制所得的关节实际轨迹(曲线 3)所产生的轨迹偏差也不大, 说明模糊神经网络(FNN)系统较好地辨识了机器人的逆动力学模型.

以上结果是建立在模糊神经网络模型对机器人的逆动力学问题进行较好辨识的基础上的, 即训练模糊神经网络模型的样本均选用已知运动轨迹附近的映射对, 所以在控制中, PID 反馈控制器的作用主要提供建模补偿控制力, 以消除外部扰动和未建模部分的影响.

如果我们在机器人运动可行域中随机选取 FNN 的训练辨识样本, 这样由模糊神经网络模型提供给机器人的控制驱动力的误差增大, 同时 PID 反馈控制器的作用也明显增大, 如图 8 所示(仅给出关节 1 的情况, 曲线 1、2、3 的说明同图 7). 图 7 与图 8 比较可见 PID 反馈控制器在消除 FNN 辨识误差和随机外部干扰方面的闭环控制作用.

如图 9 所示(仅给出关节 1 的情况), 曲线 1 表示在轨迹跟踪过程中, 由模糊神经网络

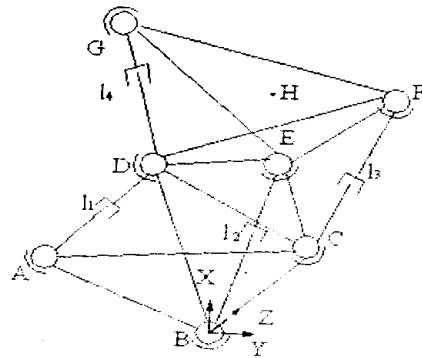


图 6 四重四面体变几何桁架机器人

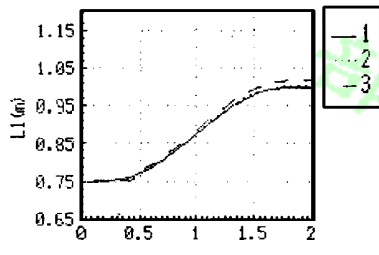


图 7 机器人伸缩关节的轨迹

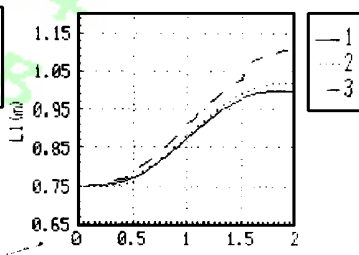


图 8 关节 1 的运动轨迹

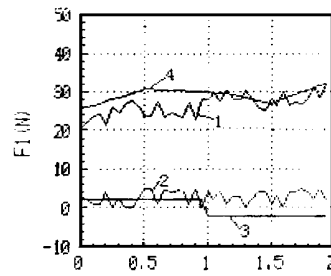


图 9 关节 1 的驱动力

(FNN)提供给机器人关节 1 的控制驱动力 F_{FNN} , 曲线 2 表示在机器人关节 1 上由 PID 提供的补偿 FNN 辨识误差的控制驱动力 $F_{PID,e}$, 曲线 3 表示在机器人关节 1 上由 PID 提供的补偿外部干扰影响的控制驱动力 $F_{PID,c}$, 曲线 4 表示由控制系统提供给机器人关节 1 的总驱动力 F .

5 结论

本文用模糊神经网络(FNN)系统模型来辨识机器人的逆动力学模型, 实现了基于 FNN 的机器人位置自适应控制, 在控制中由神经网络模型提供主要的控制驱动力, 应用常规反馈控

制器 PID 实现外部干扰的补偿和闭环控制. 仿真结果表明, 本文所提方法具有良好的轨迹跟踪能力, 比传统的自适应控制方法具有更好的抗干扰特性^[1,4], 尤其在不能得到准确的机器人动力学模型时, 模糊神经网络能在不依赖具体的数学模型的情况下, 较好地完成对动力学模型的辨识, 显示了应用人工神经网络解决多变量耦合的非线性机器人系统控制问题的巨大潜力. 进一步可以在提高 FNN 系统辨识能力和在线网络学习方法等问题上进行研究.

参 考 文 献

- 1 Ma Xiaomin. Inverse Identification and Closed-Loop Control of Dynamic Systems Using Neural Networks. *Control Theory and Application*, 1997, 14(6)
- 2 Xu Liju, Li Hong, Fan Shouwen. Analytical Model Method For Dynamics Of N-Celled Tetrahedron-Tetrahedron Variable Geometry Truss Manipulators. *ASME Mechanisms Conference*, Atlanta, USA, 1998
- 3 徐礼钜, 高翔. 冗余自由度变几何桁架机器人的轨迹规划. *四川联合大学学报(自然科学版)*, 1999, (5)
- 4 陈卫田, 施颂椒, 张钟俊. 基于神经网络的非线性自适应控制. *控制理论和应用*, 1996, 13(5)
- 5 Masao TANAKA. Configuration Control of the Truss-Type Parallel Manipulator by the Modular Neural Network Model. *JSME International Journal Series C*, 1992
- 6 王士同. 神经模糊系统及其应用. 北京航空航天大学出版社

ADAPTIVE CONTROL OF REDUNDANT VARIABLE GEOMETRY TRUSS MANIPULATORS BASED ON FUZZY NEURAL NETWORK

XU Liju WU Jiang LIANG Shang-ming

(Sichuan University, Dept. of Mechanical Engineering)

Abstract: An adaptive control scheme for redundant variable geometry truss manipulators is proposed, based on fuzzy neural network in this paper. The fuzzy neural network model is used to identify inverse dynamic model of redundant variable geometry truss manipulators, and conventional feedback controller is applied to compensation of external interference and close-loop control. The simulation calculation for a four-celled tetrahedron based variable geometry truss manipulator is give. The method is proved to have good track accuracy and anti-interference characteristics.

Keywords: adaptive control, redundant variable geometry truss manipulator, fuzzy neural network, inverse dynamics

作者简介:

徐礼钜. 研究领域: 神经网络, 机器人自适应控制等.