基于RBF神经网络的自适应轨迹跟踪算法

王玉萍,曾 毅

(郑州科技学院,河南 郑州 450064)

摘 要:考虑到保障机械手系统工作稳定的需求设计以模型为基础的,结合RBF神经网络的自适应控制器轨迹跟踪算法。兼顾到该自适应控制器外部工作环境的影响因素对其工作形成的影响开展了详细的机械手轨迹跟踪算法。在控制系统中假如使用了RBF审计网络自适应补偿算法控制器,有效改善了外界环境因素对系统形成的不利影响,降低了神经网络的误差,进一步提升该系统工作的安全性与可靠性。得出的Lyapunov函数证明可靠稳定,使得其跟踪轨迹完整而准确。通过数据拟合出运动轨迹曲线结果得出两者之间误差,进一步提升了跟踪准确度,在稳态误差以及超调量方面都有所优化。

关键词: RBF神经网络; 自适应; 轨迹跟踪

机械手控制中的关键难题就是机器人动力学方程的难度以及系统中相关变化的因素。

本文提出了一种基于神经网络自适应的控制器轨迹跟踪算法,使用了径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络学习来升华控制器对系统干扰的鲁棒性,以全面改善系统的工作可靠性以及安全性。在对机械手仿真建模与运动进行深入计算与分析后,得出了机械手在控制算法的控制下的轨迹与跟踪控制,并且通过数据拟合了运动轨迹曲线对比,从而获得了精确的误差数据,进一步提升了机器人的工作精度^[1]。

1 机械手动力学模型

经过几十年的研究与发展,机械手(工业机器人)的控制领域出现了众多可喜的成果,控制方法也层出不穷。最为经典的PID控制仍然在部分简易系统中普及使用,但是在复杂系统中其使用性能却相对欠佳。这就需要精确的机械手数学模型来提升其使用性能。神经网络算法在机械手控制中有着十分普遍的应用,特别是在机械手实施轨迹跟踪计算方面,将其与相应控制方法相融合可以良好地满足机械手的轨迹与跟踪要求。因此,基于RBF神经网络的自适应轨迹跟踪算法研究具有重大的实际意义^[2]。

不考虑外界干扰的情况下,对于一个*n*自由度机械臂,应 用拉格朗日方法建立其动力学方程如下:

$$M(q)\ddot{q} + V_m(q,\dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \tag{1}$$

实际系统中,要获取(1)中高精确度的动力学模型难度较大。在考虑不确定因素的过程中需要涵盖建模时没有兼顾到或故意省略的一系列因素。在设计实际机械手动控制系统的过程中则必须要考虑到上述两种因素,以通过提升系统的精度来改善其工作性能。这一方式属于逆动力学控制策略¹³。

完整机器人动力学模型如下:

$$M\left(q\right)\ddot{q}+V_{m}\left(q,\dot{q}\right)\dot{q}+G\left(q\right)+F\left(\dot{q}\right)+\tau_{d}=\tau \quad (2)$$

一般来说将(1)与(2)分别称作机械手的标称与实际系统。

2 轨迹跟踪控制器设计

设 $q_d(t)$ ∈R"是在工作空间中的理想轨迹, 定义

$$e(t) = q_d(t) - q(t) \tag{3}$$

$$s(t) = \dot{e}(t) + \wedge e(\dot{t}) \tag{4}$$

其中 $\wedge = \wedge^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是一个正定矩阵。通过上述列式可以得出,机器人动力学滤波跟踪误差即为列式(5)。

$$M\dot{s}(t) = -V_m s - \tau + h(x) + F(\dot{q}) + \tau_d \tag{5}$$

2.1 RBF神经网络

采用自适应控制和鲁棒控制等方法来提高机器人视觉 伺服系统对于这些不确定因素的适应能力。RBF神经网络用 来补偿是不确定部分^[4],可得到:

$$\tilde{h}(x) = W^T \zeta(x) + \epsilon(x) \tag{6}$$

当N处于无限大的状态时,神经网络重构误差则会处于无限小的状态。即对于 $\in_N > 0$, $\| \in (x) \| < \in_N$ 。矢量场 $\zeta(x)$ 是高斯型函数利用矩阵点除可得:

$$\zeta(x) = \exp\left(-\frac{\left\|x - c_i\right\|^2}{\sigma_i^2}\right) 1, 2, ..., N$$
 (7)

RBF高斯函数的中心位置矢量 $c_i \in R^{s_n}$ 和高斯函数的宽度矢量 $\sigma_i \in R$ 是预定的,局部搜索遗传算法可选择 c_i 和 σ_i 。机械手动力学方程可转化为:

$$M\dot{s}(t) = -V_m s - \tau + \hat{h}(x) + F(\dot{q}) + \tau_d + \epsilon(x)$$
 (8)

2.2 自适应约束

由式 (2) 和式 (4) 以及神经网络的重构误差约束 \in_N ,可得到:

$$||F(\dot{q}) + \tau_d + \epsilon(x)|| \le a + b||\dot{q}|| + c + \epsilon_N$$
(9)

基金项目:河南省科技厅科技攻关项目;项目名称:双目立体视觉工业机器人智能分拣系统的研究与实现;项目编号:172102210535。郑州科技学院项目;项目名称:复杂环境下工业机器人物体识别跟踪轨迹研究实现;项目编号:2016—XYZK—002。 作者简介:王玉萍(1979—),女,河南焦作人,副教授,硕士;研究方向:机器视觉,虚拟现实。

定义
$$\beta = a + b \|\dot{q}\| + c + \epsilon_N$$
 为自适应约束, 或可写为:
$$\beta = Q^T (\|\dot{q}\|) \varphi \tag{10}$$

其中对于固定的正参数k, $Q \in \mathbb{R}^k$ 为一个已知关节速度的向量函数, $\varphi \in \mathbb{R}^k$ 为参数向量。由式 (8) — (10) 提出控制转矩输入来实现期望轨迹。在自适应控制中,需要对被控对象的未知参数进行在线估计与逐步调整,以不断改善系统的控制性能,直到实现误差渐进收敛的目标^[5]。

$$\tau = \hat{h} + Ks + \hat{W}^T \zeta(x) + \frac{\hat{\beta}^2 s}{\hat{\beta} \|s\| + \delta}$$
 (11)

3 稳定性分析

式 (2) 的机器人动力学是和式 (11) 的控制输入,整体系统是渐近稳定的,当 $t\to\infty$ 时,跟踪误差s(t)和此后的跟踪误差e(t)趋于0。

$$\dot{\hat{W}} = \Gamma_W \zeta(x) s^T \tag{12}$$

$$\dot{\hat{\varphi}} = \Gamma_{\varphi} Q \| s \| \tag{13}$$

其中, $\Gamma_W=\Gamma_W^{\ T}\in R^{N\times N}$ 和 $\Gamma_\varphi=\Gamma_\varphi^{\ T}\in R^{k\times k}$ 为正定矩阵。 4 仿真结果与分析

在对上述仿真模型与仿真结果进行总结分析后得出,一个2关节的机器人系统示意如图1所示。

经过一段过程,末端执行器特征点收敛于理想轨迹。对于轨迹规划问题,仿真时间的长短对最终规划出的轨迹没有影响^[6-8],如图2所示。可以看出,都收敛于真值,证明了算法的有效性。

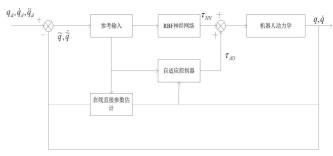


图1 神经网络自适应控制系统示意

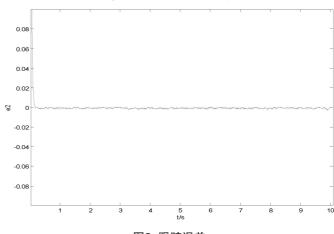


图2 跟踪误差

5 结语

本文进行了机械手的轨迹跟踪算法研究。在控制系统中加入神经网络自适应补偿算法的控制器,提高了跟踪精度。随着工业机器人越来越被重视,机械臂的应用将会有更长足的发展。

[参考文献]

- [1]王良勇, 杨枭带有前馈和神经网络补偿的机械手系统轨迹跟踪控制[J],电机与控制学报, 2013 (8): 113-118.
- [2]答雯.自由漂浮空间机器人的轨迹规划与轨迹跟踪控制研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2012.
- [3]严求真, 孙明轩.一类非线性系统的误差轨迹跟踪鲁棒学习控制算法[J].控制理论与应用, 2013(1): 23-30.
- [4]张扬名, 刘国荣.一种新型的移动机器人轨迹跟踪控制方法[J],计算机工程与应用, 2013 (23): 257-260.
- [5]丰保民, 马广程, 温奇咏, 等任务空间内空间机器人鲁棒智能控制器设计[J]; 宇航学报, 2007(4): 914-919.
- [6]杨莉莉.不确定性机器人轨迹跟踪控制的粒子群算法[J].制造业自动化,2013(17):87-89.
- [7]龚文杨.步进电机的运动轨迹自动跟踪方法研究[J].制造业自动化, 2013 (11): 73-76.
- [8]KARAYIANNIDIS Y, DOULGERI Z.Model-free robot joint position regulation and tracking with prescribed performance guarantees[J].Robotics & Autonomous Systems, 2012 (2): 214-226.

Adaptive trajectory tracking algorithm based on RBF neural network

Wang Yuping, Zeng Yi

(Zhengzhou University of Science & Technology, Zhengzhou 450064, China)

Abstract: In consideration of the requirement of ensuring the stable operation of the manipulator system, a model-based, adaptive controller trajectory tracking algorithm based on RBF neural network is designed. Taking into account the impact of the external working environment of the adaptive controller on the formation of its work to carry out a detailed robotic trajectory tracking Sophie. In the control system, if the RBF audit network adaptive compensation algorithm controller is used, the adverse effect of external environmental factors on the system formation is effectively improved, the error of the neural network is reduced, and the safety and reliability of the system work are further improved. The Lyapunov function is proved to be reliable and stable, making the tracking trajectory complete and accurate. By fitting the data to the motion trajectory curve results, the error between the two is obtained, which further improves the tracking accuracy and is optimized in terms of steady-state error and overshoot.

Key words: RBF neural network; adaptive; trajectory tracking