

摘要：为了探索实现双关节机械手高精度轨迹跟踪的方法，采用理论与实践相结合的方法，将鲁棒控制与模糊控制理论、RBF 神经网络结合起来，提出基于模糊神经网络的鲁棒控制方法，并应用于双关节机械手轨迹跟踪控制中。仿真结果表明，基于模糊神经网络的鲁棒控制方法能够大大提高双关节机械手轨迹跟踪性能，具有一定的实践应用价值。

关键词：双关节机械手；鲁棒控制；模糊神经网络；轨迹跟踪

中图分类号：TP13

文献标识码：A

文章编号：1006-883X(2018)11-0007-05

收稿日期：2018-10-15

双关节机械手轨迹跟踪控制方法研究

李进英

北京信息科技大学自动化学院，北京 100192

一、引言

双关节机械手主要由两个关节共同操作，通过抓取、移动物体来完成指定的各项工作。双关节机械手可靠性高、灵活性强、运行速度快、处理能力强，极大地提高劳动生产率。因此，将模糊理论、鲁棒控制与 RBF 神经网络相结合，结合神经网络鲁棒控制方法，提出基于模糊神经网络的双关节机械手鲁棒控制方法，具体是利用鲁棒控制消除系统不确定性的影响，并通过 PD 控制来实现轨迹的跟踪与控制，鲁棒控制器的不确定上界由 RBF 神经网络的万能逼近特点来逼近，在鲁棒控制器的不确定性上界附近，模糊逻辑控制实现了鲁棒控制器有界层宽度的自动调整，实现了双关节机械手高精度轨迹跟踪控制，具有重要的理论意义和实际价值。

二、动力学模型

拉格朗日函数 L 均可定义为其总的动能 K 与总的势能 P 之差，即：

$$L=K-P \quad (1)$$

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}} = T \quad (2)$$

其中， K —系统动能；

P —总势能；

T —作用于系统的广义力向量， $T=[t_1 \ t_2 \ \dots \ t_n]^T \in R^n$ 。

一般可以采用两种方法对刚性机械手数学模型进行构建：

1、 n 自由度刚性连杆机械手系统动力学模型

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau + d \quad (3)$$

其中， q —双关节机械手关节的位置矢量；

$\dot{q}$ —双关节机械手关节的速度矢量；

$\ddot{q}$ —双关节机械手关节的加速度矢量；

$M(q)$ — $n \times n$ 阶对称正定的惯量矩阵；

$C(q, \dot{q})$ — $n \times n$ 阶离心力和哥氏力矩阵；

$G(q)$ — $n \times 1$ 阶重力矢量；

τ —关节的控制矩阵；

d —位置的外部干扰和建模动态向量。

2、 n 自由度旋转关节刚性机械手系统动力学模型

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F_d\dot{q} + F_s(q) = \tau + d \quad (4)$$

其中， F_d — $n \times n$ 阶动态摩擦系数矩阵；

$F_s(q)$ — $n \times 1$ 阶的静态摩擦力向量。

三、基于模糊神经网络的鲁棒控制

1、问题描述

假设已经熟知机械手模型的相关知识，在无外界

因素干扰的情况下, 设计控制力矩为:

$$\tau = M(q)(\ddot{q}_d - k_v \dot{e} - k_p e) + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) \quad (5)$$

其中, e —位置跟踪误差, $e = q - q_d$;

$\dot{e}$ —速度跟踪误差, $\dot{e} = \dot{q} - \dot{q}_d$;

k_v —微分控制器增益矩阵;

k_p —微分控制器增益比例。

将式(5)代入到(3), 推导得出:

$$\ddot{e} + k_v \dot{e} + k_p e = 0 \quad (6)$$

可以发现, 公式(6)中, 当对增益矩阵 k_v 和 k_p 进行合理的选择控制时, 能够使跟踪误差渐近收敛到0。计算转矩控制器就是对控制器进行设计。

在式(5)中, 如果 k_p 和 k_v 为正定对称的常数矩阵, 那么就能够轻易的证明系统具有全局渐近稳定性。在已经熟知机械手模型相关知识的情况下, 计算转矩控制具有适用性。对于双关节机械手系统, $M(q)$ 、 $C(q, \dot{q})$ 和 $G(q)$ 这一类参数矩阵可以分为标称模型参数矩阵和模型误差矩阵。其中, 标称模型参数矩阵是 $M(q)$ 、 $C(q, \dot{q})$ 、 $G(q)$, 模型误差矩阵为 $\Delta M(q)$ 、 $\Delta C(q, \dot{q})$ 、 $\Delta G(q)$, 表示参数的不确定性。各部分满足如下关系:

$$\Delta M = M_0 - M \quad (7)$$

$$\Delta C = C_0 - C \quad (8)$$

$$\Delta G = G_0 - G \quad (9)$$

在实践应用中, 由于外在环境的影响, 各种干扰将不可避免。针对这种情况, 对控制器进行设计:

$$\tau = M_0(q)(\ddot{q}_d - k_v \dot{e} - k_p e) + C_0(q, \dot{q})\dot{q} + G_0(q) + M_0 u \quad (10)$$

由式(3)、式(7)到式(10)可推出系统的误差动态方程:

$$\ddot{e} + k_v \dot{e} + k_p e = M_0^{-1}(\Delta f + d) + u = \Delta \mu + u \quad (11)$$

其中, Δf —由于不确定参数而引起的建模误差;

$$\Delta f = \Delta M \ddot{q} + \Delta C \dot{q} + \Delta G$$

Δu —系统的建模误差以及外部扰动的误差;

$$\Delta \mu = M_0^{-1}(\Delta f + d)$$

u —非线性鲁棒补偿器, 主要是用来增强系统对外部干扰的鲁棒性。

令 $x = (e, \dot{e})^T$, 则误差方程(11)可以写成以下状态空间形式:

$$\dot{x} = Ax + B(\Delta \mu + u) \quad (12)$$

$$\text{其中, } A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -k_p & -k_v \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix}。$$

2、模糊神经网络鲁棒控制器设计

考虑摩擦以及外部扰动时的 n 自由度刚性机械手的动力学模型:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F_d \dot{q} + d = \tau \quad (13)$$

其中, $M(q)$ —机械手关节的质量;

$C(q, \dot{q})$ —机械手臂杆长度;

$G(q)$ —机械手关节惯量;

τ —关节的控制矩阵;

d —位置的建模动态向量和外部干扰;

$F_d \dot{q}$ —摩擦项。

当不考虑外部环境干扰以及系统的不确定性因素时, 设计控制力矩为:

$$\tau = u(t) - K_p e - K_v \dot{e} \quad (14)$$

$$u(t) = M(q)\ddot{q}_d + C(q, \dot{q})\dot{q}_d + G(q) \quad (15)$$

其中, q —双关节机械手期望轨迹的关节位置矢量;

$\dot{q}$ —双关节机械手期望轨迹的关节速度矢量;

$\ddot{q}$ —双关节机械手期望轨迹的关节加速度矢量;

e —位置跟踪误差, $e = q - q_d$;

$\dot{e}$ —速度跟踪误差, $\dot{e} = \dot{q} - \dot{q}_d$;

K_v —微分控制器增益矩阵;

K_p —微分控制器增益比例。

将式(14)和式(15)代入式(13)中, 经过几步直接运算后可得如下的误差方程:

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = 0 \quad (16)$$

式(16)中选择合适的增益矩阵 K_p 和 K_v , 使得 $\lim_{t \rightarrow 0} e(t) = 0$, 这是主要控制任务。由于外部干扰因素不可避免, 因此需要对补偿控制器 $u(t)$ 进行重新设计, 以满足现实应用的需求。补偿控制器的设计如下:

$$u(t) = -\frac{\bar{N}(t)^2 s}{\|s\| \bar{N}(t) + \alpha \|E\|^2} \quad (17)$$

其中, $s = \dot{e} + \lambda e$, $E = [e, \dot{e}]^T$, $\bar{N}(t)$ 是不确定上界, λ 和 α 是大于 0 的常数。

如前文动力学模型中所述, 难以确定实际双关节机械手的不确定上界, 并且一般保守估计方法将降低控制系统的精度。鲁棒控制器的不确定上界由 RBF 神

经网络的万能逼近特点来逼近, 在鲁棒控制器的不确定性上界附近。因此, 借助 RBF 神经网络的射仪特征来分析补偿控制器 (17) 的不确定上界 $\bar{N}(t)$, 即:

$$\begin{cases} \hat{N}(x, W) = \hat{W}^T \varphi(x) \\ \varphi(x) = -G(q)x - M(q)x \end{cases} \quad (18)$$

其中, $G(q)$ — 机械手关节惯量;

$M(q)$ — 机械手关节的质量;

$\hat{W}$ — 神经网络权值向量。

则基于神经网络的鲁棒补偿控制器为:

$$u(t) = -\frac{\hat{W}^T \varphi(x)^2 s}{\|s\| \hat{W}^T \varphi(x) + \alpha \|E\|^2} \quad (19)$$

其中, 神经网络权值向量 $\hat{W}$ 的学习算法为:

$$\dot{\hat{W}} = -\eta \hat{W} \|s\| \quad (20)$$

其中, η — 自适应率。

在 RBF 神经网络鲁棒控制器 (19) 中, 有界层宽度用 $\alpha \|E\|$ 表示。有界层宽度是恒定的, 可以对控制信号的抖动进行有效的控制, 但是会降低轨迹规划控制的精度。从一定的程度上来说, 层宽度的选择对平衡控制信号的平滑度和控制结果的准确性有直接的影响。为此, 本文引入模糊有界层宽度控制方法, 即用模糊逻辑控制器代替恒定边界层, 以此来达到改善鲁棒补偿的目的。

假设模糊控制器的输入为 $\|e\|$ 和 $\|\dot{e}\|$, 模糊控制器的输出则是有界层的宽度 h 。模糊控制的输入和输出隶属函数的形式分布见图 1 所示。

采用 max-min 方法推导模糊控制器, 采用加权平均判断方法解决模糊化问题。基于模糊神经网络的鲁棒补偿控制器可表示为:

$$u(t) = -\frac{\hat{W}^T \varphi(x)^2 s}{\|s\| \hat{W}^T \varphi(x) + h} \quad (21)$$

其中, h — 有界层的宽度。

四、仿真分析

1、机械手模型建立

采用 S 函数构建双关节机械手模型, 为双关节机械手轨迹跟踪控制奠定基础。S 函数程序步骤如下:

(1) 初始化函数 (flag=0)

确定双关节机械手的连续状态变量为 q_1 、 q_2 、 $\dot{q}_1$ 、 $\dot{q}_2$, 在程序中参数用 NumConStates=4 表示, 离散状态变量在程序中为 0。双关节机械手输入的变量设置主要以涉及到的算法为依据, 算法不同, 输入的变量及个数也明显不同。根据本文的算法设计, 双关节机械手的输出变量分别是两个关节的位置和速度。

(2) 根据双关节机械手系统内部的相互关系, 可以得到状态变量 (flag=1), 反映在程序中则是 sys=mdlDerivatives(t, x, u) 环节, 具体为:

```
ddq=inv(M)*(tol'-C*dq-G-told);
sys(1)=x(2);
sys(2)=ddq(1);
sys(3)=x(4);
sys(4)=ddq(2);
```

其中, x(2)、x(4) 分别代表两个关节的速度; inv(M)*(tol'-C*dq-G-told) 代表两个关节的加速度。

(3) 计算系统的输出 (flag=3)

机械臂的两关节位置和速度为系统的输出, 状态变量 x(1)、x(2)、x(3) 和 x(4) 是其在程序中的具体表现。

2、参数设置

参数设置为 $g=9.8$, $l_1=1$, $l_2=0.8$, $m_1=2$, $m_2=1.25$; 设置期望轨迹为 $q_{d1}=0.5\sin(2t)$, $q_{d2}=0.5\sin(2t)$; 初始值为 $q_1(0)=q_2(0)=0$ rad, $\dot{q}_1(0)=\dot{q}_2(0)=0$ rad/s; 外部扰动项为 $d=[q_1\dot{q}_1\sin t \quad q_2\dot{q}_2\cos t]$; 摩擦力矩为 $F(q, \dot{q})=[3\text{sgn}(\dot{q}_1) \quad 3\text{sgn}(\dot{q}_2)]$ 。

模糊神经网络鲁棒补偿控制器的参数设置为: 神经网络初始权值为 0.5; 神经网络参数自适应率为 $\dot{\hat{W}} = -\eta \hat{W} \|\dot{e} + \lambda e\|$, 其中, $\eta=5$, $\lambda=5$; PD 控制器增益为 $K_v=\text{diag}(50, 50)$, $K_p=\text{diag}(80, 80)$ 。

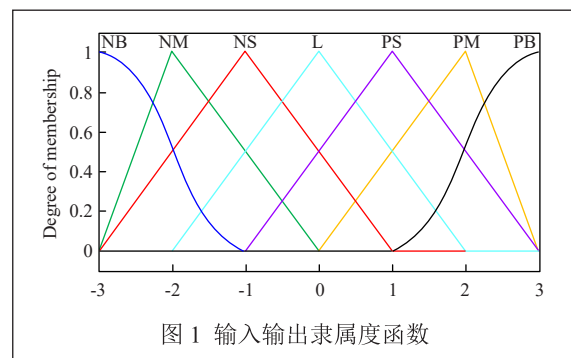


图 1 输入输出隶属度函数

3、仿真结果分析

双关节机械手轨迹跟踪控制中，模糊神经网络鲁棒控制器作用下的关节 1 和关节 2 的位置跟踪曲线见图 2 所示。其中，期望运动轨迹用红色线条标记，实际跟踪轨迹用蓝色标注。

为了对基于模糊神经网络鲁棒控制器的效果进行分析，针对具有摩擦力和外部干扰等因素影响的双关节机械手仅采用 PD 控制进行跟踪效果仿真，具体结果见图 3 所示。

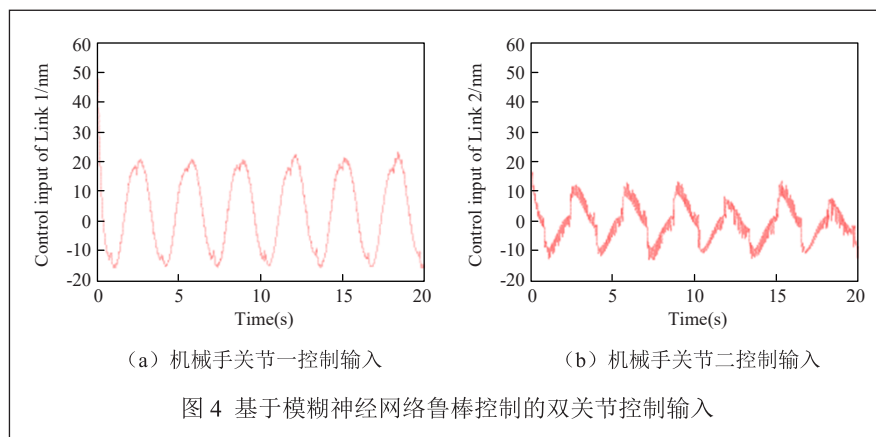
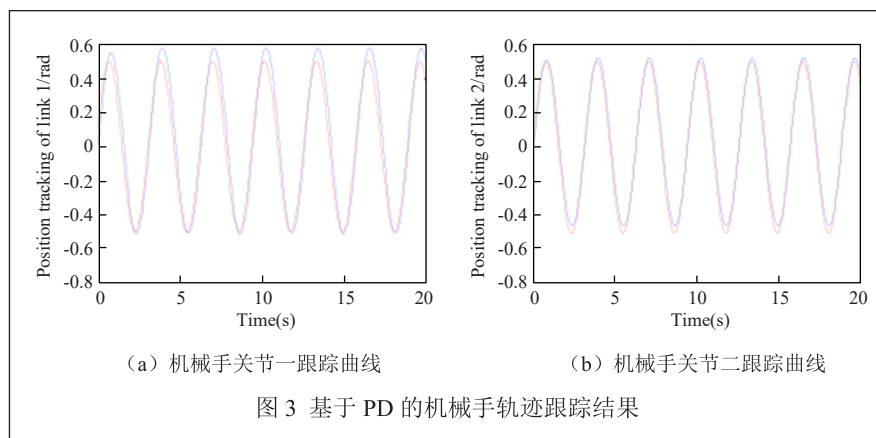
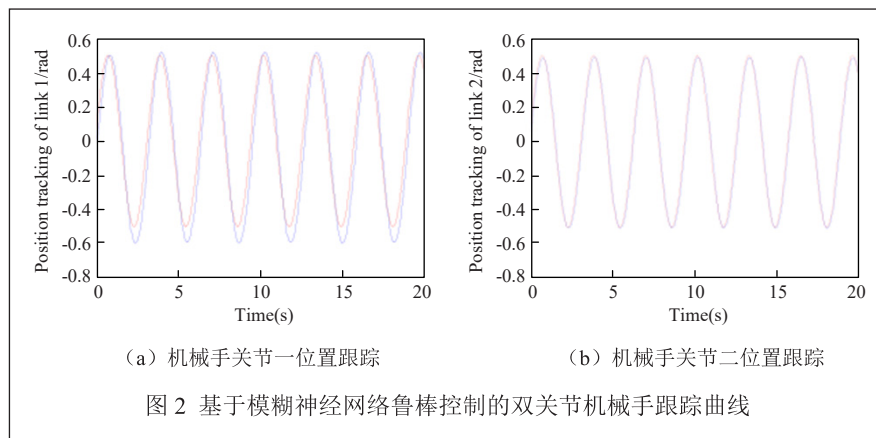
进一步采用模糊神经网络鲁棒控制器的两关节控制对双关节机械手的两个关节进行输入，具体结果见图 4 所示。

通过图 2 和图 4 的仿真结果可以看出，基于模糊神经网络的鲁棒控制器具有更好的跟踪性能和抗干扰性能，能够实现双关节机械手高精度跟踪，特别是对于关节 2 来说，跟踪性能更加显著。

结合图 3 和图 4 的仿真结果可知，相比于单个的 PD 控制器，基于模糊神经网络鲁棒控制器跟踪性能更好，误差较小，特别是关节 2 的跟踪性能尤其显著。基于模糊神经网络的鲁棒控制方法不需要事先知道机械手不确定性的上界，也不需要惯性矩阵进行逆运算，这是它的最大优点，也是双关节机械手实现高精度轨迹跟踪的关键。

五、结论

文章以双关节机械手为例，结合机械手的应用优势和存在的不足，将各种不确定因素对系统的影响加以考虑，提



出了基于模糊神经网络鲁棒控制方法。具体是将 RBF 神经网络引入到鲁棒控制中以补偿建模误差和外部干扰。RBF 神经网络对鲁棒控制器不确定性的上界进行研究和逼近，模糊逻辑控制用于自动调整鲁棒控制器的有界层宽度。仿真结果表明，基于模糊神经网络的

鲁棒控制方法可以帮助双关节机械手实现高精度的轨迹跟踪,验证了基于模糊神经网络鲁棒控制算法具有很好的跟踪性能,具有重要的理论意义和现实价值。

参考文献

- [1] 马莉丽, 蒋猛. 基于名义模型的机械手 PI 鲁棒滑模控制研究 [J]. 西南大学学报 (自然科学版), 2016, 38(12): 133-139.
- [2] 谢斌, 丁振杰, 蒋伟. 基于 MIMO 系统的多关节机械手自适应模糊控制系统的设计 [J]. 齐齐哈尔大学学报 (自然科学版), 2016, 32(04): 20-24+48.
- [3] 刘应军, 李欣, 贾梓镔. 移动机械手控制研究进展 [J]. 科技创新与应用, 2015(24): 10-11.
- [4] 倪晓骅, 刘青. 基于 MIMO 系统的机械手自适应模糊滑模控制 [J]. 中国农机化学报, 2015, 36(02): 265-268+256.
- [5] 王三秀, 俞立, 徐建明, 邢科新, 王正初. 机械臂自适应鲁棒轨迹跟踪控制 [J]. 控制工程, 2015, 22(02): 241-245.
- [6] 刘红平. 基于 Lagrangian 支持向量机的机械手鲁棒自适应控制 [J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(05): 266-270.
- [7] 李桂秋, 陈志旺. 基于不确定逼近的机械手间接自适应鲁棒预测控制 [J]. 计算机应用, 2012, 32(06): 1707-1712+1740.
- [8] 白好杰, 唐大放, 曹建斌. 机械手鲁棒自适应 PD 控制 [J]. 机械传动, 2011, 35(11): 34-36+40.
- [9] Wai R J, Muthusamy R. Fuzzy-neural-network inherited sliding-mode control for robot manipulator including actuator dynamics [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2013, 24(2): 274-287.

Research on Tracking Control Method of Double Joint Manipulator

LI Jin-ying

(School of Automation, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China)

Abstract: In order to explore the method for high-precision trajectory tracking of dual-joint manipulators, combined robust control with fuzzy control theory and RBF neural network, a robust control method is proposed based on fuzzy neural network, and applied to trajectory tracking control of dual-joint manipulators. The simulation results show that the robust control method based on fuzzy neural network can improve the trajectory tracking performance of dual joint manipulators greatly, and has certain practical application value.

Key words: double joint manipulator; robust control; fuzzy neural network; trajectory tracking

作者简介

李进英, 北京信息科技大学自动化学院, 硕士生, 主要从事鲁棒控制方面的研究。

通讯地址: 北京市海淀区西三旗街道小营东路 12 号北

京信息科技大学 邮编: 100192

邮箱: 1351896188@qq.com