

机械臂自调整因子模糊 PD 迭代学习控制研究

徐向荣, 朱永飞, 查文斌, 周攀

(安徽工业大学 机械工程学院, 安徽 马鞍山 243000)

摘要: 大部分模糊控制器不具有适应控制对象变化的能力, 基于此设计一种自调整因子模糊控制器, 并针对机械臂长时间重复操作导致运动精确度下降这一类问题, 结合迭代学习控制方法, 提出一种自调整因子模糊 PD 迭代学习控制方法; 以双关节机械臂为研究对象, 利用 Fuzzy 工具箱编写模糊控制规则, 通过系统产生的误差以及误差的变化率作为模糊控制器的输入量调整模糊系统中的量化因子和比例因子, 实现模糊规则的更新和对迭代学习控制中的 PD 参数的实时调整, 系统的自适应性得到提高, 并在 Simulink 中进行机械臂的运动控制实验, 仿真结果表明, 所提控制方法最终产生的误差可以精确到 0.0001 rad, 同时在进行第 2 次迭代时关节角度和角速度误差收敛基本趋于零, 整体的控制效果较好。

关键词: 机械臂; 自调整因子; 模糊迭代控制; SIMULINK

Research on Fuzzy PD Iterative Learning Control of Manipulator Self-adjusting Factor

XU Xiangrong, ZHU Yongfei, ZHA Wenbin, ZHOU Pan

(School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China)

Abstract: Most fuzzy controllers do not have the ability to adapt to the change of the control object. Based on this, a self-adjusting factor fuzzy controller is designed. Aiming at the problem that the motion accuracy of the manipulator decreases due to long-time repeated operation, combined with the iterative learning control method, a self-adjusting factor fuzzy PD iterative learning control method is proposed. Taking the double joint manipulator as the research object, the fuzzy control rules are written by using the fuzzy toolbox. The quantitative factor and scale factor in the fuzzy system are adjusted by using the system error and the error change rate as the input of the fuzzy controller. The updating of fuzzy rules and the real-time adjustment of PD parameters in the iterative learning control are realized. The adaptability of the system gets improved. The simulation results show that the error generated by the proposed control method can be accurate to 0.0001rad, and the convergence of joint angle and angular velocity error tends to zero in the second iteration, so the overall control effect is better.

Keywords: manipulator; fuzzy adaptive control; iterative control; Simulink

0 引言

近年, 国内外工厂大都实现自动化或半自动化生产过程, 生产效率得到了大幅度提升, 生产成本得到大幅改善, 另一方面自动化过程和控制方法相关, 传统的控制方法主要是依照精确数学模型的 PID 控制, 而工厂中的机械臂是非线性, 时变性的, 因此模糊控制作为解决上述问题强有力工具被引入到一类模型不精确且复杂系统的控制当中, 取得了良好的效果。而且工厂中的机器人大都经过示教等方式进行重复性的操作问题, 比如搬运物体、激光切割等, 伴随着外界环境干扰, 机器人本体磨损等因素, 重复性的操作准确性势必下降, 而迭代学习控制方法针对上述描述问题非常适合, 对于非线性强耦合系统处理起来非常简便, 所以模糊控制与迭代学习控制相结合的方法被广

泛运用。

为提高模糊控制器的整体性能, 结合人工蜂群算法自动识别模糊规则表中的值、模糊化参数和反模糊化参数的最优配置, 针对夹持式压电智能板, 并综合考虑外界扰动因素, 结合 P 型迭代控制方法设计了一种模糊迭代控制器进行数值研究^[1]; 研究了具有不精确通信拓扑结构的二阶线性参数化多智能体系统 (MAS) 的完美共识问题, 提出了基于 T-S 模型的模糊自适应迭代学习协调控制方法^[2]; 对于永磁直线同步电动机 (PMLSM) 执行重复性任务, 提出了将迭代学习控制与模糊控制相结合的分段模糊迭代学习控制方法, 以抑制不确定因素对系统的影响, 有效地提高了收敛速度和位置跟踪精度^[3]; 通过建立偏心轴的加工数学模型以此分析偏心轴磨床 X-C 轴的跟踪误差关系, 引

收稿日期: 2020-12-17; 修回日期: 2021-01-20。

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFE0113200)。

作者简介: 徐向荣(1962-), 男, 安徽无为, 工学硕士, 教授, 博士生导师, 主要从事机器人动力学、轨迹规划控制原理和方法, 生物力学等方向的研究。

引用格式: 徐向荣, 朱永飞, 查文斌, 等. 机械臂自调整因子模糊 PD 迭代学习控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(8): 77-82.

入模糊自适应 PID 迭代学习控制算法, 有效提高了偏心轴的加工精度^[4]。

上述文献中的实验虽然取得了预期中的效果, 但是其中设计的模糊控制器中的模糊规则设定下来之后是更改不了的, 在实际应用当中, 对于机械臂等非线性系统, 模糊控制所依赖的控制规则在设定后往往改变不了, 当系统在受到外界温度湿度条件的干扰和自身摩擦发热等因素时, 会使得系统模型发生改变, 而原本设计的模糊规则是针对受影响之前的系统模型, 所以此时的模糊规则需要根据模型的变化进行适时调整, 鉴于此本文提出一种自调整因子模糊 PD 型迭代学习控制方法, 通过调整因子的自我修改能力去实时修改模糊控制中的规则, 尽可能地满足模型改变带来的对模糊规则的影响, 并结合迭代学习控制实现收敛速度和减小误差的双层优化效果, 同时也增强了系统的自适应性。

1 机械臂动力学系统描述

机械臂的动态性能可由基于拉格朗日的力学分析方法建立的非线性微分方程描述:

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + \tau_d = \tau \quad (1)$$

式中, $M(q)$ 为惯性矩阵, $C(q, \dot{q})$ 为离心力和哥氏力, $G(q)$ 为重力因素, $F(\dot{q})$ 为摩擦力矩, τ_d 为外加扰动, τ 为控制力矩^[5]。

机械臂动力学特性主要体现在以下两方面:

- 1) $M(q) - 2C(q, \dot{q})$ 是斜对称矩阵;
- 2) $M(q)$ 为对称正定矩阵, 正数 m_1 和 m_2 , 满足以下不等式: $m_1 \|x\|^2 \leq x^T M(q)x \leq m_2 \|x\|^2$ [6]。

2 自调整因子模糊 PD 迭代学习控制方法分析

2.1 模糊控制器基本原理介绍

模糊控制结构如图 1 所示, y_d 和 y_k 分别是控制的期望信号和输出信号, 定义系统误差 $E = y_d - y_k$ 、误差变化率 $E_c = \dot{y}_d - \dot{y}_k$, E 以及 E_c 是模糊控制器的两个输入变量, U 是经模糊规则处理的输出量(模糊量), K_E 、 K_{E_c} 和 K_U 分别是控制器输入输出接口的量化因子和比例因子, 影响着信号误差对系统的调控作用。

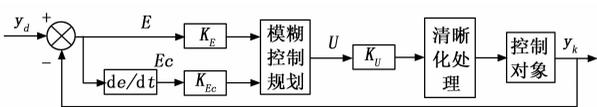


图 1 基本模糊控制器结构

模糊控制规则的生成一方面来自实际生产中的操作人员 and 专家对系统进行控制的经验和知识再经反复论证修改所得, 另一方面来自对系统进行多次试验测试, 从输入和输出的数据中归纳总结。如果参数发生漂移, 就要设法修正系统控制规则以满足工作要求, 而且常规的模糊控制器结构较为简单, 当控制系统受干扰出现变化时, 模糊规则编写之后很难适应系统变化, 可同引入调整因子对模糊

规则进行修改以满足控制对象的变化, 因此文中设计一种自调整因子模糊控制器用来解决上述出现的情况。

2.2 自调整因子模糊控制器结构设计

大多数情况下, 模糊处理后 U 的结果可用式 (2) 表示:

$$U = \alpha E + (1 - \alpha)E_c \quad (0 < \alpha < 1) \quad (2)$$

式中, α 是调整因子, 其作用具体体现在系统误差较大时, 应提高模糊规则中的误差权重, 当系统误差较小时, 系统正趋于稳定状态, 此时应提高模糊规则中误差变化率的权重, 以此保证系统尽快稳定。

自调整因子模糊控制器是在基本模糊控制器的基础上加上自调整因子控制部分, 控制器的具体架构如图 2 所示, 仍然以误差和误差变化率作为自整定部分的输入量, 调整修正因子便可实现对模糊规则的实时更改, 接着利用更改后的模糊规则再进行控制, 从而在根本上提高模糊控制器的性能。

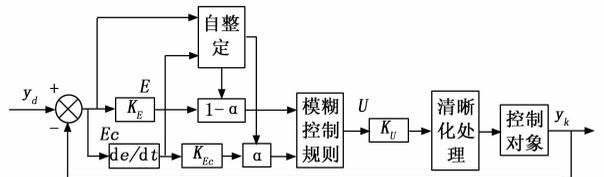


图 2 自调整因子模糊控制器结构

自调整因子 α 的变化也经模糊控制推出, 用系统产生的 E 以及 E_c 作为 α 模糊控制器的输入变量, 相当于系统中存在两个模糊控制器, 即在系统模糊控制器中又加入一个 α 模糊控制器, 自整定部分的模糊控制器最后输出为调整因子 α , 系统模糊控制器中的模糊规则受到 α 模糊控制器的控制, 并根据 α 的输出变化值进行适时变化, 控制器的输入论域和输出论域分别设置为 $[-0.4, 0.4]$ 和 $[0, 1]$, 并设置 5 个输出量模糊子集, 即: $\{VS$ (很小), S (小), M (中), B (大), VB (很大)^[7], α 的模糊控制规则和 α 的隶属度函数设置如表 1 和图 3 所示。

表 1 α 的模糊控制规则表

$E_c \backslash E$	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	B	B	M	VS	S	S	M
NM	B	B	M	S	M	M	B
NS	VB	B	B	M	M	M	B
ZO	VB	B	M	M	B	B	B
PS	VB	B	M	M	M	M	B
PM	B	B	M	S	M	M	B
PB	B	M	S	VS	S	S	M

2.3 迭代学习控制方法介绍

迭代学习控制通过迭代修正达到控制对象的改善, 控制对象的数学模型可以不精确, 在一定时间范围内可以对

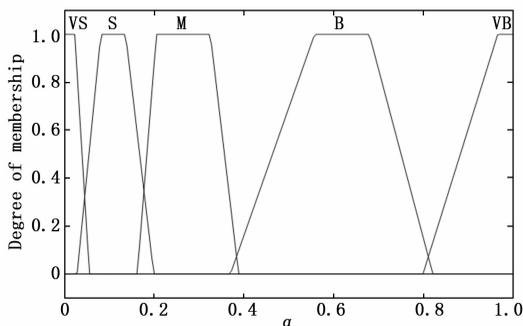


图 3 α 的隶属度函数

控制对象的运动轨迹实现精确跟踪^[8]。假定根据期望控制输入信号 $u_d(t)$ 和输出信号 $y_d(t)$, 在运行时间 t ($0 < t < T$) 内, 按照预先设计好的学习控制算法通过多次迭代运行, 满足控制输入信号 $u_k(t)$ 无限接近于 $u_d(t)$, 输出信号 $y_k(t)$ 无限接近于 $y_d(t)$, 从而实现系统输入输出信号的零跟踪误差^[9]。跟踪误差表示为:

$$e_k(t) = y_d(t) - y_k(t) \quad (3)$$

迭代学习控制包括闭环学习和开环学习两种方法, 文中采用前者算法进行控制研究, 闭环学习算法利用第 $k+1$ 次的运行误差作为每一次迭代的输入量, 即:

$$u_{k+1}(t) = L(u_k(t), e_{k+1}(t)) \quad (4)$$

式中, L 为线性或非线性算子, $e_{k+1}(t)$ 为 $k+1$ 次的运行误差。

闭环 PD 迭代学习控制律可表示为:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + K_p \bar{e}_{k+1}(t) + K_D e_{k+1}(t) \quad (5)$$

由式 (5) 可以知道, 迭代学习控制律中的参数一旦确定, 便不能改变, 在参数的选择上往往多次手动改变, 繁琐且效率低。因此需要对控制律参数进行实时调整以此获得最优参数, 所以采取自调整因子模糊控制器与迭代学习相结合的办法对 PD 参数进行实时修改, 以改善系统的动态性能。

2.4 自调整因子模糊 PD 迭代学习控制器设计

自调整因子模糊 PD 迭代学习控制器结构如图 4 所示, 以每一次迭代学习控制运行后产生的 E_k 及 E_{ck} 作为控制器的输入变量, 自调整因子 α 对系统模糊控制器中的模糊规则起到调整作用, 在经过模糊化、近似推理和清晰化处理后的变量是修正后的 PD 参数补偿 ΔK_p 和 ΔK_D , 在经过与初始设定的 PD 参数相加后最终得出迭代学习控制律中 K_p 和 K_D 参数^[10], 从而在关节角度跟踪上达到误差最小化的效果。

$$\begin{cases} K_p = \Delta K_p + K_{p1} \\ K_D = \Delta K_D + K_{D1} \end{cases} \quad (6)$$

式中, K_{p1} 和 K_{D1} 为初始设定参数, ΔK_p 和 ΔK_D 是经模糊控制后的输出量。

根据模糊变量子集数目越多, 控制性能越好的原则,

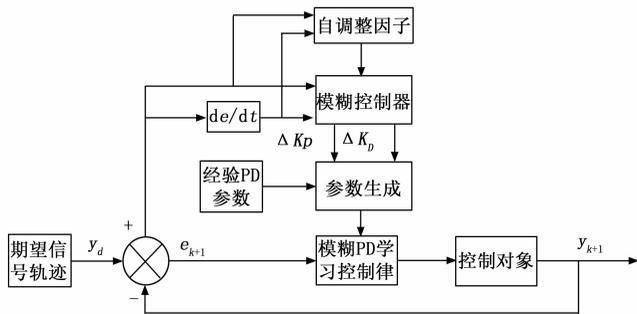


图 4 迭代学习控制方法结构

对系统模糊控制中的输入以及输出变量的模糊子集均设置为 7 个模糊子集, 即: $\{NB$ (负大), NM (负中), NS (负小), ZO (零), PS (正小), PM (正中), PB (正大) $\}$, 模糊推理方法主要包括 Mamdani 推理法^[11]、Larsen 推理法和 Zadeh 推理法, 其中 Mamdani 推理法是比较经典而又使用起来简单的方法, 根据输入和输出量的数目并利用 If 语句编写模糊规则即可, 机械臂是一个多输入多输出的耦合系统, 所以控制规则的编写形式为:

If E_k is NB and E_{ck} is NB , then KP is PB , KD is PS ^[12]。

其余的模糊控制规则均按此编写, E_k 和 E_{ck} 的初始论域设置为 $[-0.4, 0.4]$, 经模糊处理后输出的 ΔK_p 和 ΔK_D 设置为 $[-0.5, 0.5]$, 隶属度函数采用 trimf 函数^[13], 以输入量 E_k 为例, 具体形式如图 5 所示。

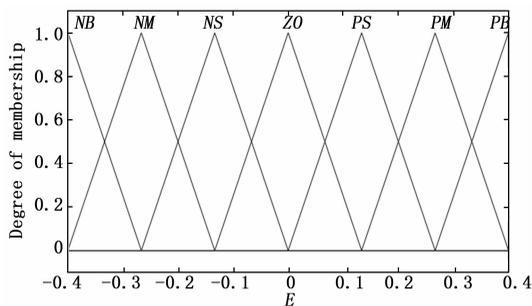


图 5 E 的隶属度函数

最后利用面积重心法^[14]对输出变量进行反模糊处理, 即将经过模糊控制的输出信号变成实际中的具体值。以参数 ΔK_p 为例:

$$\Delta K_p = \frac{\sum_{j=1}^n K_p^* \cdot p_j(K_p^*)}{\sum_{j=1}^n p_j(K_p^*)} \quad (7)$$

式中, P_i 为隶属程度, k_p^* 和 Δk_p 分别表示论域中的模糊化变量和解模糊后输出量。

所以经过带有自调整因子的模糊控制之后得到的系统迭代学习控制律为:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + (\Delta K_p + K_{p1}) \dot{e}_{k+1}(t) + (\Delta K_D + K_{D1}) e_{k+1}(t) \quad (8)$$

根据之前经验得到的 K_P 和 K_D 的模糊规则如表 2 和表 3 所示。上述规则和隶属度函数的类型及其输入输出变量的论域均在 Matlab 中的 Fuzzy 工具箱中进行编写和设置。

3 仿真实验

实验以双关节机械手为对象，如图 6 所示。 l 、 r 和 m 表示连杆的长度、质心到端点的距离以及连杆质量，各个参数的具体数值在表 4 和表 5 中给出^[15]。

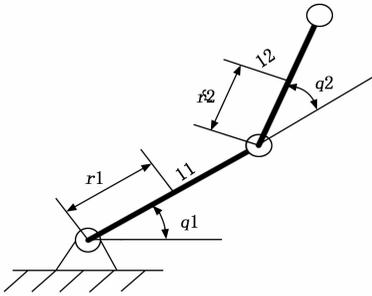


图 6 双关节机械手结构图

表 2 K_P 的模糊控制规则表

E_k	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
E							
NB	PB	PB	PM	PM	PS	ZO	ZO
NM	PB	PB	PM	PS	PS	ZO	NS
NS	PM	PM	PM	PS	ZO	NS	NS
ZO	PM	PM	PS	ZO	NS	NM	NM
PS	PS	PS	ZO	NS	NS	NM	NM
PM	PS	ZO	NS	NM	NM	NM	NB
PB	ZO	ZO	NM	NM	NM	NB	NB

表 3 K_D 的模糊控制规则表

E_k	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
E							
NB	PS	NS	NB	NB	NB	NM	PS
NM	PS	NS	NB	NM	NM	NS	ZO
NS	ZO	NS	NM	NM	NS	NS	ZO
ZO	ZO	NS	NS	NS	NS	NS	ZO
PS	ZO						
PM	PB	NS	PS	PS	PS	PS	PS
PB	PB	PM	NM	PM	PS	PS	PB

$$G(q) = \begin{bmatrix} (m_1 r_1 + m_2 l_1) g \cos(q_1) + m_2 r_2 g \cos(q_1 + q_2) \\ m_2 r_2 g \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix}$$

表 4 连杆尺寸参数

l_1/m	r_1/m	l_2/m	r_2/m
0.6	0.3	1	0.5

表 5 连杆质量和转动惯量

m_1/kg	m_2/kg	$I_1/kg \cdot m^2$	$I_2/kg \cdot m^2$
10	6	0.83	0.54

设置迭代学习控制律中的固定参数分别为 $K_{PI} = 180$ 和 $K_{DI} = 800$ ，时间周期为 $T = 3$ s，迭代次数为 20。外界的干扰因素综合设置为 $\tau_d = 0.3 \sin(t)$ ，两个关节的期望轨迹分别设为 $y_{d1} = \sin(3t)$ 和 $y_{d2} = \cos(3t)$ 。基于以上分析，在 Simulink 中搭建仿真实验模型，如图 7 所示，同时为验证文中所提算法的有效性，实验结果将分别与迭代学习控制、模糊自适应迭代学习控制进行比较，将迭代学习控制记为“ILC”，模糊自适应迭代学习控制记为“FILC”，自调整因子模糊迭代学习控制记为“AFILC”，仿真结果如图 7 所示。

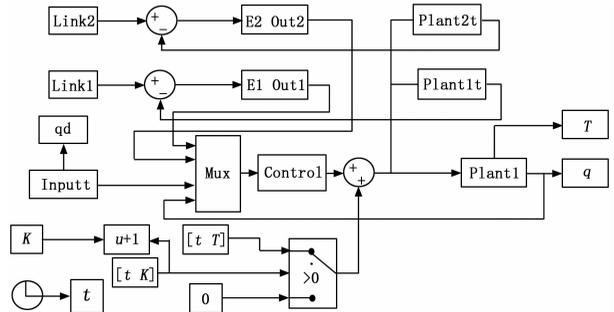


图 7 自调整因子模糊 PD 型迭代学习控制 SIMULINK 仿真图

图 8、图 9 和图 10 分别是经过 ILC、FILC 和 AFILC 算法控制得出的机械手经过 20 次迭代的轨迹跟踪过程。图 11 和图 12 是机械手进行迭代学习控制过程中的角度绝对值误差的收敛过程。

对比图 8~10 可以发现，3 种方法在最终都能较好地实现机械手的轨迹跟踪过程，ILC 在开始存在较大的轨迹跟踪误差，随着迭代过程的进行，轨迹逐渐达到期望轨迹的数值，而 FILC 和 AFILC 从刚开始便基本上与期望位置保持一致水平，轨迹跟踪效果较好。

观察图 11 和图 12 可以发现，AFILC 和 FILC 方法下关节 1 和关节 2 的角度误差在迭代进行第二次的时候就基本上趋于零。特别是对于关节 2，ILC 方法在迭代次数达到 20 次后依然未趋于零，且处于上下波动中，虽然误差也已经达到 0.005 rad 以下，但相比于另外两种方法明显性能上略差，也说明了所提的模糊迭代学习控制的误差收敛速度较快的特性。

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) + \tau_d = \tau \quad (9)$$

式中，

$$M(q) = \begin{bmatrix} I_1 + I_2 + m_1 r_1^2 + m_2 (r_2^2 + l_1 r_2 \cos(q_2)) + l_2 & m_2 (r_2^2 + l_1 r_2 \cos(q_2)) + l_2 \\ m_2 (r_2^2 + l_1 r_2 \cos(q_2)) + l_2 & I_2 + m_2 r_2^2 \end{bmatrix}$$

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 r_2 \sin(q_2) \cdot \dot{q}_2 & -m_2 l_1 r_2 \sin(q_2) \cdot (\dot{q}_1 + \dot{q}_2) \\ m_2 l_1 r_2 \sin(q_2) \cdot \dot{q}_1 & 0 \end{bmatrix}$$

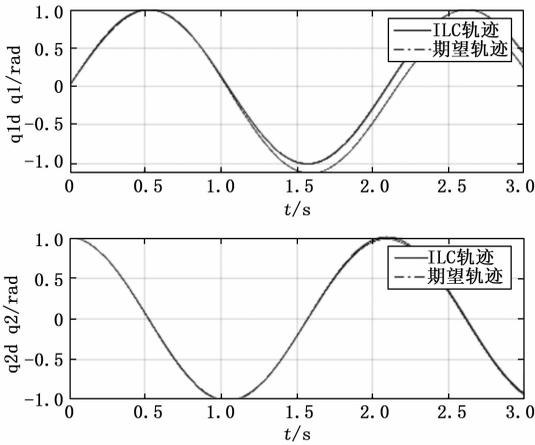


图 8 20 次 ILC 的机械手角度跟踪过程

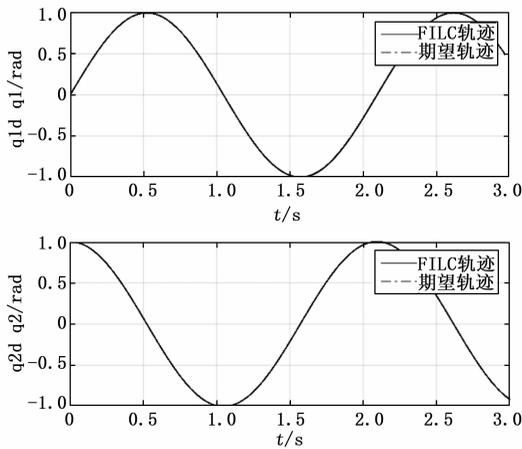


图 9 20 次 FILC 的机械手角度跟踪过程

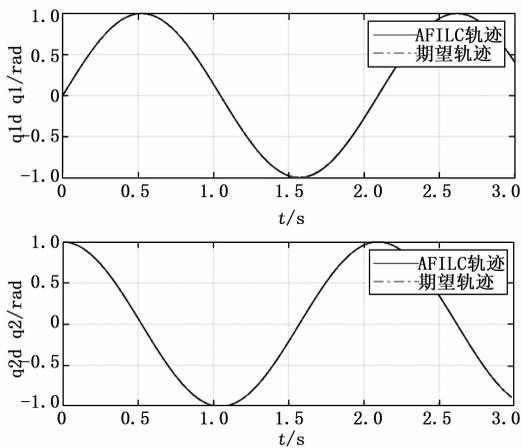


图 10 20 次 AFILC 的机械手角度跟踪过程

鉴于图 11 和图 12 中的 AFILC 和 FILC 两种方法的误差绝对值比较接近, 同时为了更好地比较轨迹跟踪效果, 绘制了 3 种方法控制下两个关节的角度误差图和角速度误差图, 分别如图 13~图 14 和图 15~图 16 所示。

从图 13 和图 14 的关节角度误差中可知, FILC 控制算

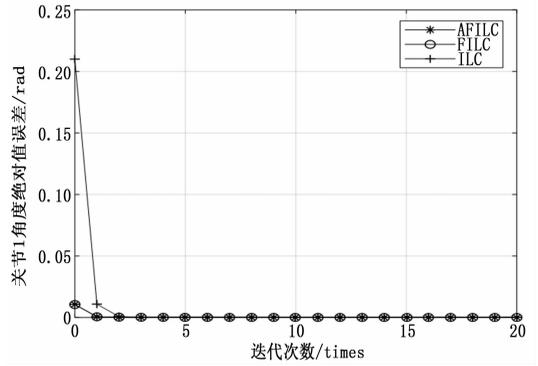


图 11 20 次机械手关节 1 角度绝对值误差收敛过程

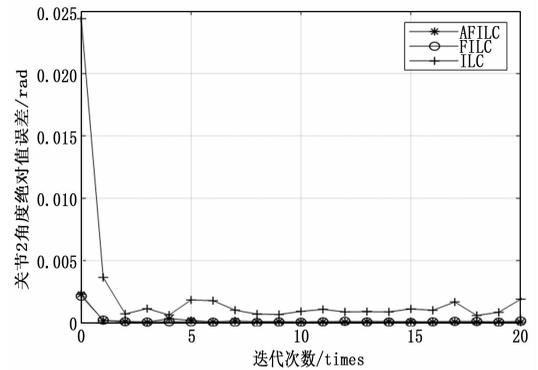


图 12 20 次机械手关节 2 角度绝对值误差收敛过程

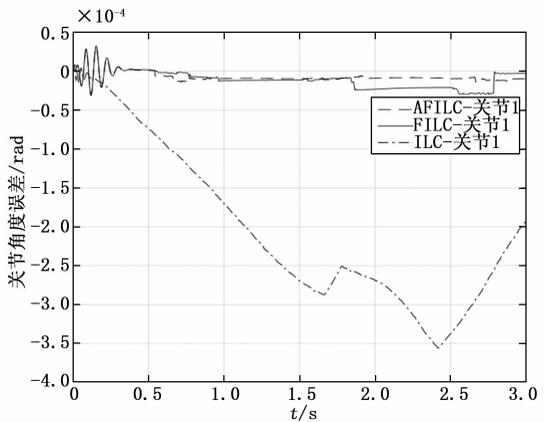


图 13 关节 1 角度跟踪误差

法产生的两个关节角度误差在 ± 0.0001 rad 的范围左右, 基本上趋于零, 无论是误差的大小还是波动幅度, 相比于 FILC 和 ILC 两种方法, 效果明显较好。为进一步比较 3 种算法的控制性能, 绘制了如表 6 所示的控制性能参数表。 S_E^2 记为关节的角度误差方差, E 为关节的角度跟踪误差。

表 6 控制性能参数表

方法	S_{E1}^2/rad^2	S_{E2}^2/rad^2	$E_1/\text{rad} \times 10^{-5}$	$E_2/\text{rad} \times 10^{-5}$
AFILC	4.05×10^{-11}	3.56×10^{-10}	$[-3.07 \ 3.14]$	$[-0.64 \ 6.71]$
FILC	1.19×10^{-10}	2.30×10^{-9}	$[-3.17 \ 3.26]$	$[-0.55 \ 14.9]$
ILC	1.05×10^{-8}	3.24×10^{-7}	$[-35.6 \ 0.84]$	$[-0.24 \ 190]$

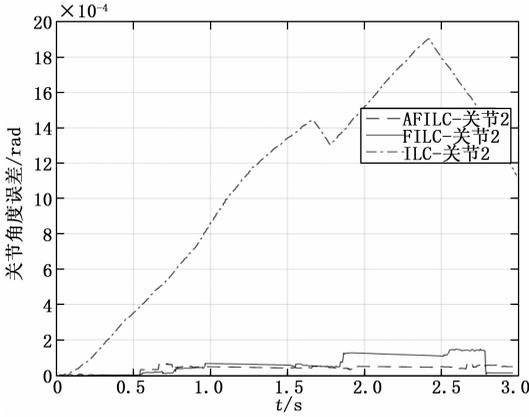


图 14 关节 2 角度跟踪误差

从表 6 可以直接看出, AFILC 算法的系统误差方差比其他两种控制方法都要小很多, 稳定性较好, 虽然第二个关节的误差最小值要高于其他两种方法, 但关节误差范围明显更小, 整体上 AFILC 算法要明显优于另外两种方法。

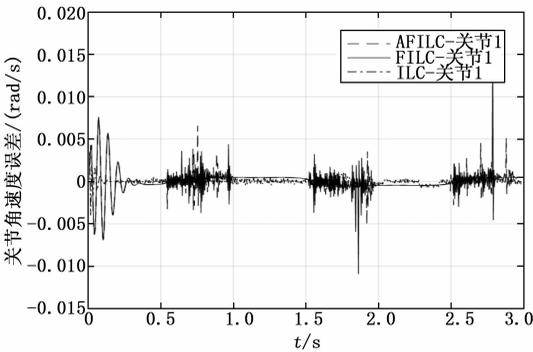


图 15 关节 1 角速度跟踪误差

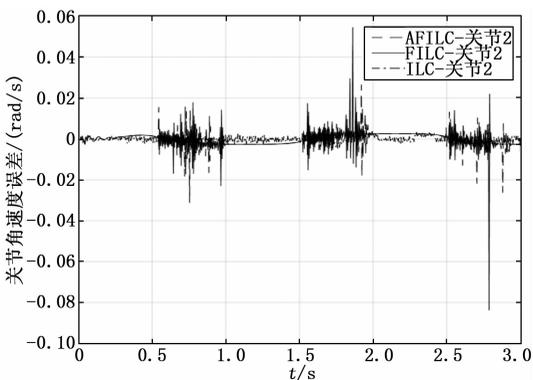


图 16 关节 2 角速度跟踪误差

图 15 和图 16 是 3 种控制方法关节角速度误差变化过程图, 从图中可以看出 FILC 在关节 1 和关节 2 的角速度跟踪中产生的误差波动较大, 这是因为模糊规则在初始设定后不能进行适时修正的原因, 作为对比, AFILC 产生角速度的误差明显小于 FILC, 但略高于 ILC, 表明模糊规则受到了调整因子的影响, 体现出了 AFILC 方法的自适应性。

4 结束语

对于工业生产中机械臂经常进行搬运物体等重复性的操作从而导致运动精确度下降问题, 提出一种自调整因子模糊 PD 型迭代学习控制方法。设计了自调整因子模糊控制器, 提高了系统的自适应性, 并融合迭代学习控制方法得出系统的控制律, 在 SIMULINK 中进行机械臂的运动控制仿真实验, 结果表明, 所提控制方法产生的误差最终可以达到 0.000 1 rad, 且角度误差在进行第二次迭代时便趋于零, 整体的控制效果较好, 具有很强的实际意义。

参考文献:

- [1] BAI L, FENG Y W, LI N, et al. Optimal fuzzy iterative learning control based on artificial bee colony for vibration control of piezoelectric smart structures [J]. Journal of Vibroengineering, 2019, 21 (1): 111-132.
- [2] CHEN J X, LI J M. control of second-order multi-agent systems with imprecise communication topology structure [J]. International journal of systems science, 2018, 49 (1/2/3/4): 546-556.
- [3] XIMEI Z, HONGYAN J. Segmented variable universe fuzzy iterative learning control for permanent magnet linear synchronous motor servo system [J]. Transactions of China Electro-technical Society, 2017, 32 (23): 9-15.
- [4] 裴召俭, 韩秋实, 彭宝营, 等. 偏心轴磨削迭代学习模糊自适应 PID 控制技术研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019 (3): 76-80.
- [5] 胡盛斌, 陆敏恂. 多关节机器人反馈线性化双模糊滑模控制 [J]. 机械科学与技术, 2013, 32 (1): 105-110, 115.
- [6] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与 Matlab 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [7] 李小静. 混合动力汽车多目标综合性能评价仿真平台研究 [D]. 重庆: 重庆交通大学, 2016.
- [8] 葛 瑜, 王 武, 张云飞. 移动机器人的离散迭代学习控制 [J]. 机械设计与制造, 2011 (9): 147-149.
- [9] 裴爱蕊. 迭代学习控制在转台伺服系统中的应用研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
- [10] 朱大昌, 刘运鸿, 冯文结. 3-RPC 型并联机器人模糊 PID 控制系统研究 [J]. 机械传动, 2014, 38 (2): 114-117.
- [11] 陈 锟, 杨晓洪, 王剑平, 等. 无刷直流电机自适应模糊直接转矩控制研究 [J]. 电气自动化, 2013, 35 (5): 7-9.
- [12] 杨 菲. 基于 FPGA 的智能阀门定位器的开发与研究 [D]. 兰州: 兰州理工大学 2016.
- [13] 薛忠余. 环形倒立摆的控制策略仿真研究 [D]. 西安: 长安大学, 2017.
- [14] 石新民, 郝整清. 模糊控制及其 MATLAB 仿真 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2018: 48-49.
- [15] 鲁彩丽, 高宏力, 宋兴国, 等. 基于模糊滑模的机械臂鲁棒轨迹跟踪控制 [J]. 机械设计与制造, 2019 (11): 235-237, 241.