doi:10.3969/j.issn.1001-4616.2025.03.011

输出反馈式神经网络的机械臂轨迹跟踪控制

倪元相[1],刘　芳[2]

(1.广东理工学院电气与电子工程学院,广东 肇庆 526100)
(2. 合肥工业大学电气与自动化工程学院,安徽合肥 230009)

[**摘要**]　为提高干扰场景下机械臂运动轨迹的跟踪控制精度,提出了基于输出反馈和人工神经网络(ANN)的自适应机械臂控制方案. 通过 3-DOF 机械臂的运动学和动力学建模,推导出基于角位置信息的控制策略,其中考虑到了参数不确定性和动力模型误差,提高机械臂对未知干扰的鲁棒性. 使用以 B 样条函数(B-spline)为基函数的 ANN,通过基于粒子群优化(PSO)算法的离线训练确定初始控制增益,并通过控制增益的在线更新提供自适应能力,实现跟踪误差和控制成本最小化. 仿真结果表明,所提方法在关节空间和笛卡尔空间中均能实现机械臂的准确控制和平滑移动,在有干扰场景下的控制性能显著优于比较方法,适用于激光切割、激光打印等高精度应用.

[**关键词**]　机械臂,自适应跟踪控制,人工神经网络,角位置,粒子群优化
[**中图分类号**]TP183　[**文献标志码**]A　[**文章编号**]1001-4616(2025)03-0093-09

Manipulator Motion Trajectory Tracking and Control Scheme var Output Feedback Style Neural Network

Ni Yuanxiang[1],Liu Fang[2]

(1.Electrical and Electronic Engineering College,Guangdong Technology College,Zhaoqing 526100,China)
(2.School of Electric Engineering and Automation,Hefei University of Technology,Hefei 230009,China)

Abstract: In order to improve the tracking and control accuracy of motion trajectories of robotic manipulator under disturbed conditions,an adaptive manipulator tracking and control scheme based on output feedback and artificial neural network(ANN)is proposed. With kinematics ands dynamics modeling of the 3-DOF manipulator,a control strategy based on angular position information is derived,in which the parameter uncertainty and dynamic model errors are considered, and the robustness of the manipulator to unknown disturbances is improved. Using the ANN with B-spline function as the basis function,the initial control gain is determined through offline training based on particle swarm optimization(PSO) algorithm,and the adaptive capability is provided through the online updates of the control gain,thereby minimizing tracking errors and control efforts. The simulation results show that the proposed method can achieve accurate control and smooth movement of the manipulator in both joint space and Cartesian space. The performance of the proposed method is significantly better than that of the comparison methods under disturbed conditions,and it is suitable for high-precision applications such as laser cutting and laser printing.

Key words: robotic manipulator,adaptive tracking and control,artificial neural network,angular position,particle swarm optimization

随着机器人和自动化技术的进步,机器人已被广泛应用到工业、农业和医疗等领域中[1]. 提高机械臂的轨迹规划和控制性能是机器人研究的一个热点问题. 精确的机械臂轨迹规划控制能够提高车间作业、医疗手术、激光加工等各种机器人应用的效果、效益和效率[2].

当前机械臂轨迹规划方法可分为时间最优方法、能量最优方法、冲击最优方法和混合控制方法. 时间最优的控制方法具有较高的工作效率. 文献[3]提出了时间优先的 S 曲线轨迹规划方法,以提高机械臂效

收稿日期:2023-08-11.
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51907044)、广东省普通高校特色创新类资助项目(2021WTSCX112).
通讯作者:倪元相,副教授,研究方向:人工智能应用,机械优化设计与智能控制. E-mail:251859972@qq.com

率. 文献[4]提出了一种改进人工势场法算法. 使用人工势场法控制机械臂时陷入危险区域时,引入跳点搜索算法,寻找最优跳点作为下一迭代点. 能量最优的控制方法适用于能量受限的机器人应用,例如水下机器人. 文献[5]利用螺旋理论和凯恩方程建立运动学和动力学模型,以实现机械臂连续运动的能量优化. 冲击优先的控制方法旨在优化机械臂每个关节的加速度. 文献[6]利用贪婪算法对制造任务中大幅抖动的机械臂路径进行优化,以改善机械臂加速度性能. 混合优化方法通过考虑时间、能耗、冲击和其他因素对机械臂轨迹进行优化. 文献[7]提出了基于异类粒子群算法的机械臂轨迹多目标综合优化方案,可根据不同需求和优化重心从 Pareto 最优前沿中选择优化结果. 文献[8]提出了改进海豚群算法,以改善轨迹控制的定位精度和能量效率. 尽管上述方法能够优化机械臂轨迹,但未考虑到控制器设计,不能进一步改善跟踪准确度,且在系统模型中未考虑到轨迹跟踪误差.

机械臂是复杂的非线性系统,在轨迹规划和控制中不但要考虑避障、准确度、平滑度和能耗,还需要考虑到外部干扰和不确定性问题[9]. 文献[10]分析了在存在外部干扰力矩的情况下,对 3 自由度(degree of freedom,DOF)机械臂应用自适应 PID 控制器时的仿真性能. 近些年,例如模糊逻辑和神经网络等智能控制技术得到了广泛研究和应用. 此类技术针对要控制的系统,按规定的方式学习系统的输入-输出行为. 人工神经网络(artificial neural networks,ANN)通过控制参数的在线更新,改善机械臂系统的闭环响应. 由此,可从机械臂的非线性特征中学习自适应行为,利用神经网络对控制器进行参数调优,适用于非线性强耦合系统[11]. 文献[12]提出了基于 RBF 神经网络的鲁棒控制器,以改善 3-DOF 机械臂的轨迹跟踪性能. 文献[13]提出了基于 RBF 神经网络的自适应控制器,以求解 2-DOF 机械臂的动力偏移问题. 文献[14]提出了滑模控制器,以降低 3-DOF 机械臂的圆形轨迹误差. 文献[15]提出自适应滑模控制方案以处理机械臂的不确定性. 利用延迟估计技术对控制系统的未知动力学进行估计,并利用非奇异快速终端滑模控制方案提高闭环控制系统的瞬态和稳态跟踪性能. 文献[16]提出使用估计器为每个机械臂提供所需的轨迹,观测器用于获得任务空间速度. 基于估计器和速度观测器,提出了一种自适应协同控制方法,以满足机械臂的任务跟踪和运动同步. 但未知对象的期望轨迹只适用于根机械手臂. 文献[17]提出了一种基于无模型自适应控制的机械臂末端三维空间位置控制算法,根据机械臂驱动线缆长度变化和末端位置,采用紧格式动态线性化方法. 然而,该方法只适用于机械臂的末端位置.

本文针对高精度工业应用中使用的非线性机械臂系统,提出了基于输出反馈和 ANN 的自适应运动轨迹跟踪控制技术,主要创新点包括:

(1)提出了基于角位置的机械臂控制策略,使用速度状态变量的积分重构法,移除对速度信号测量值的需求,并降低对非线性动力学系统模型的依赖性.

(2)使用以 B 样条函数为基函数的 ANN,将输入限制为基函数中定义的数值集合,计算并更新机械臂每个操作条件下自适应策略中的动态增益,抑制未知的时变扰动.

1　机械臂模型

图 1 给出了所研究的拟人机械手示例. 机械臂系统配置中包含 3 个转动关节,该配置较为灵活,在激光加工等各种工业应用中得到了广泛应用.

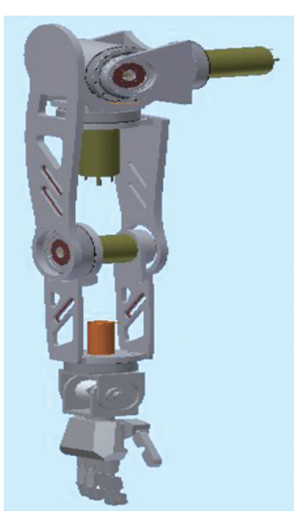


图 1　机械臂结构

Fig. 1　Structure of mechanical arm

1.1　运动学分析

机械臂运动学建模中,位置和角度分析是两个主要部分. 基于正向运动学得到机械臂的末端执行器的位置. 其后,基于逆向运动学得到机械臂每个关节的角度. 运动学建模将机械臂坐标转换到笛卡尔空间和角度空间中,这个建模方式是机械臂轨迹规划的基础[18-19].

令 O-XYZ 为机械臂作业的笛卡尔坐标系,x,y,z 分别为机械臂末端执行器在 X、Y、Z 轴的坐标. 则机械臂的正向运动学模型可表示为:

$$\begin{cases} x=\cos(\theta_1)[l_2\cos(\theta_2)+l_3\cos(\theta_2+\theta_3)] \\ y=\sin(\theta_1)[l_2\cos(\theta_2)+l_3\cos(\theta_2+\theta q_3)], \\ z=d_1+l_2\sin(\theta_2)+l_3\sin(\theta_2+\theta_3) \end{cases} \tag{1}$$

式中,θ_i,$i=1,2,3$ 表示位形空间的广义坐标,θ_1 为连杆 1 到 Z 轴的转动

角度,θ_2 和 θ_3 分别为连杆 2 和连杆 3 与 Y 轴的转动角度. d_1 为坐标系原点 O 与 θ_2 的旋转轴之间的距离. l_2 为 θ_2 旋转轴与 θ_3 旋转轴之间的距离,l_3 为 θ_3 旋转轴与末端执行器中心之间的距离.

机械臂的逆向运动学模型可表示为:

$$\begin{cases}\theta_1=\tan^{-1}\left(\dfrac{y}{x}\right)\\ \theta_2=\tan^{-1}(z-d_1/\sqrt{x^2+y^2})-\tan^{-1}\left[l_3\sqrt{\left(\dfrac{x^2+y^2+(z-d_1)^2-l_2^2-l_3^2}{2l_2l_3}\right)^2}\Big/l_2+l_3\left(\dfrac{x^2+y^2+(z-d_1)^2-l_2^2-l_3^2}{2l_2l_3}\right)\right]\\ \theta_3=\tan^{-1}\left[\pm\sqrt{1-\left(\dfrac{x^2+y^2+(z-d_1)^2-l_2^2-l_3^2}{2l_2l_3}\right)^2}\right].\end{cases}\tag{2}$$

1.2 动力学模型

机械臂系统的非线性动力学表示为向量微分方程:

$$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\theta})\ddot{\boldsymbol{\theta}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{\theta},\dot{\boldsymbol{\theta}})\dot{\boldsymbol{\theta}}+\boldsymbol{G}(\boldsymbol{\theta})=\tau-\tau_d,\tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\theta})\in R^{n\times n}$ 为正定惯性矩阵,n 为机械臂关节数,$\boldsymbol{\theta}$ 为关节角位置向量,$\dot{\boldsymbol{\theta}}$ 为关节速度向量,$\ddot{\boldsymbol{\theta}}$ 为关节加速度向量,$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{\theta},\dot{\boldsymbol{\theta}})\in R^{n\times n}$ 为科氏力和离心力矩阵,$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{\theta})\in R^n$ 为重力产生的力矩向量,$\tau\in R^n$ 为关节驱动力矩的控制信号向量,$\tau_d\in R^n$ 为外部负荷力矩. 要指出,机械臂的动力学矩阵 $\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{C}$ 和 $\boldsymbol{G}$ 是假定未知的.

2 自适应机械臂轨迹跟踪控制方案

图 2 给出了所提控制方案架构. 首先,通过参考关节位置向量 $\boldsymbol{\theta}^*$,使用角位置测量值作为系统反馈,确定跟踪误差. 其后,利用积分重构计算误差导数,由此计算出控制增益. 利用 ANN 基于跟踪误差信息对控制增益向量进行动态更新,改善系统的动态响应. 将 ANN 的结果输入到自适应控制器中,并将控制输入馈入到机械臂中,得到实际关节位置向量 $\boldsymbol{\theta}$. 同时实际关节位置向量还可以反馈到跟踪误差环节.

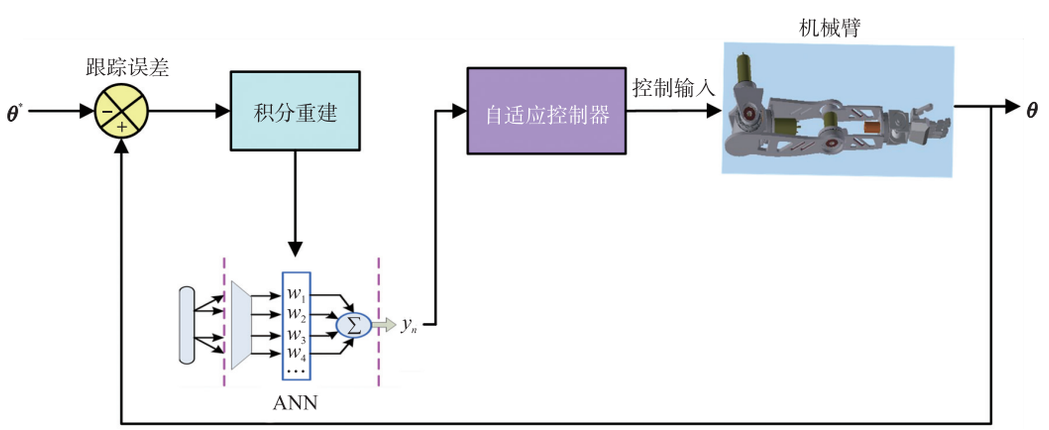


图 2 自适应控制方案

Fig. 2 Proposed scheme of adaptive control

2.1 自适应控制方案

为实现机械臂稳定控制,首先将包含不确定性项的非线性机械臂系统轨迹的跟踪误差动力学表示为:

$$\ddot{\boldsymbol{e}}_{\boldsymbol{\theta}}=\boldsymbol{v}+\boldsymbol{\zeta},\tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{v}=\boldsymbol{D}^{-1}(\boldsymbol{\theta})\tau$ 表示虚拟控制输入向量. 轨迹跟踪误差向量为 $\boldsymbol{e}_{\boldsymbol{\theta}}=[\boldsymbol{e}_{\theta_1},\boldsymbol{e}_{\theta_2},\boldsymbol{e}_{\theta_3}]^{\mathrm{T}}$,$\boldsymbol{e}_{\theta_i}=\boldsymbol{\theta}_i-\boldsymbol{\theta}_i^*$,$\theta_i^*(t)$ 为角位置参考轨迹. $\boldsymbol{\zeta}$ 为有界时变干扰信号,计算为:

$$\boldsymbol{\zeta}=-\ddot{\boldsymbol{\theta}}^*-\boldsymbol{D}^{-1}(\boldsymbol{\theta})\boldsymbol{G}(\boldsymbol{\theta})-\boldsymbol{D}^{-1}(\boldsymbol{\theta})C(\boldsymbol{\theta},\dot{\boldsymbol{\theta}})\dot{\boldsymbol{\theta}}-\boldsymbol{D}^{-1}(\boldsymbol{\theta})\tau_d,\tag{5}$$

式中,$\ddot{\boldsymbol{\theta}}^*$ 表示参考关节加速度向量.

通过使用速度状态变量的积分重构法[20],移除对速度信号测量值的需求,并降低对扰动非线性动力学系统模型的依赖性. 参考轨迹跟踪误差速度向量的积分重构表示为:

$$\hat{\dot{\boldsymbol{e}}}_{\theta}=\int_{t_0}^{t}\boldsymbol{v}\Delta t, \tag{6}$$

式中,Δt 为时间步长.

将 $\boldsymbol{\xi}=[\xi_1 \quad \xi_2 \quad \xi_3]^{\mathrm{T}}$ 视为要主动排除的未知时变干扰向量,可通过泰勒级数展开式[21]近似为:

$$\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{p}_0+\boldsymbol{p}_1 t, \tag{7}$$

式中,$\boldsymbol{p}_0=[p_{0_1} \quad p_{0_2} \quad p_{0_3}]^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{p}_1=[p_{1_1} \quad p_{1_2} \quad p_{1_3}]^{\mathrm{T}}$ 为扰动信号模型的未知参数向量.

则实际跟踪误差速度向量 $\dot{\boldsymbol{e}}_{\theta}$ 与积分重构误差向量 $\hat{\dot{\boldsymbol{e}}}_{\theta}$ 之间的关系表示为:

$$\dot{\boldsymbol{e}}_{\theta}=\hat{\dot{\boldsymbol{e}}}_{\theta}+\boldsymbol{a}_0 t+\boldsymbol{a}_1 t^2, \tag{8}$$

式中,$\boldsymbol{a}_0=[a_{0_1} \quad a_{0_2} \quad a_{0_3}]^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{a}_1=[a_{1_1} \quad a_{1_2} \quad a_{1_3}]^{\mathrm{T}}$ 同样是未知参数向量,由非线性机械臂系统的初始条件和式(7)的参数决定.

将虚拟控制向量 $\boldsymbol{v}$ 表示为:

$$\boldsymbol{v}=-\boldsymbol{\beta}_3\hat{\dot{\boldsymbol{e}}}_{\theta}-\boldsymbol{\beta}_2\int\boldsymbol{e}_{\theta}-\boldsymbol{\beta}_1\int^{(2)}\boldsymbol{e}_{\theta}, \tag{9}$$

式中,$\int^{(n)}$ 表示 n 次时间积分,$\boldsymbol{\beta}_i$ 为控制增益向量.

由此,将积分误差嵌入到虚拟控制中,以主动补偿 $\boldsymbol{\zeta}$ 以及 $\dot{\boldsymbol{e}}_{\theta}$. 将关节驱动力矩定义为 $\boldsymbol{\tau}=\boldsymbol{D}(\boldsymbol{\theta})\boldsymbol{v}$,由此得出闭环跟踪误差动力学:

$$\boldsymbol{\beta}_3\ddot{\boldsymbol{e}}_{\theta}+\boldsymbol{\beta}_2\dot{\boldsymbol{e}}_{\theta}+\boldsymbol{\beta}_1\boldsymbol{e}_{\theta}=0, \tag{10}$$

通过 ANN 对 $\boldsymbol{\beta}_i$ 进行动态控制,以实现参考轨迹跟踪,这种 ANN 的动态控制可以在一定程度上缓解或提高对未知扰动的抗干扰性. 因为通过 ANN 的在线训练,跟踪误差信息在持续更新控制规律:

$$\lim_{t\to\infty}\boldsymbol{e}_{\theta}=0\Rightarrow\lim_{t\to\infty}\boldsymbol{\theta}=\boldsymbol{\theta}^{*}, \tag{11}$$

式中,$\boldsymbol{\theta}$ 和 $\boldsymbol{\theta}^{*}$ 分别为实际关节位置向量和参考关节位置向量.

2.2　基于 ANN 的控制参数寻优

ANN 是可从经验中学习的智能体,使用大量互连神经元作为处理单元. 所提方法使用 B 样条函数作为 ANN 的基函数,通过控制增益的在线更新提供自适应能力,图 3 给出了 ANN 网络架构. 与传统多层网络不同,B 样条网络使用预定义三层结构,降低了复杂度,适用于实时应用. 所提网络由带突触权重的关联网络组成,可通过调整突触权重实现特定功能. 通过在线训练,基于跟踪误差信息持续更新控制律.

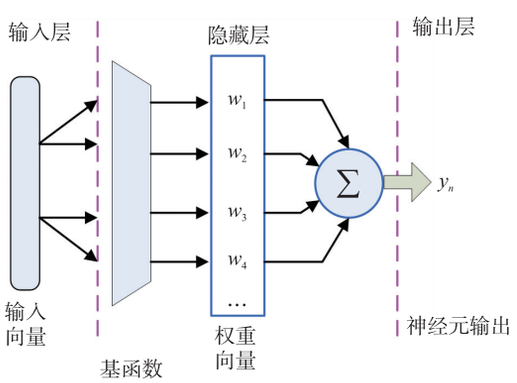


图 3　ANN 架构

Fig. 3　The structure of ANN

B 样条函数是使用单变量和多变量基函数的线性组合的多项式函数. 基于不同的学习索引和输入对突触权重进行更新,通过对物理系统相关变量进行连续学习来处理系统的非线性和不确定性. 每个网络取跟踪误差和误差反馈导数为输入,并输出控制参数 $\boldsymbol{y}_n$:

$$\boldsymbol{y}_n=\boldsymbol{a}\boldsymbol{w}, \tag{12}$$

式中,$\boldsymbol{a}=[a_1,a_2,\cdots,a_j]$,$\boldsymbol{w}=[w_1,w_2,\cdots,w_j]^{\mathrm{T}}$,$a_j$ 和 w_j 分别为第 j 个基函数输入和第 j 个权重,j 为突触权重数量. 将个体网络的输出合并为向量 $\boldsymbol{y}_n$,以动态计算自适应控制策略中的控制增益.

ANN 的学习旨在将实际输出向量值与期望值之差最小化. 为此,采用即时学习规则,对 ANN 进行在线更新:

$$\boldsymbol{w}_n(t)=\boldsymbol{w}_n(t-1)+\frac{\ell\boldsymbol{e}_n(t)}{\|\boldsymbol{a}(t)\|_2^2}\boldsymbol{a}(t), \tag{13}$$

式中,$\|\cdot\|_2$ 为欧氏范数,ℓ 为学习率,$\boldsymbol{e}_n(t)$ 表示即时输出误差. 由此执行连续在线训练,基于跟踪误差和误差反馈导数进行权值更新. 所提自适应控制方案中,使用了 4 个三阶基函数,两个基函数对应于跟踪误差,另两个基函数对应于误差导数.

为确定初始控制增益,对网络进行离线训练,利用生物启发式优化算法对不同操作环境下的系统进行分析. PSO 是受鱼群和鸟群社交行为启发的优化问题求解算法. 利用称为“粒子”的智能体,在预定义搜索空间中迭代寻找最优解. PSO 被广泛用于不同工程和研究应用中,包括自动化控制器和 ANN 训练调优[22].

离线训练中,令 M_p 为机械臂系统的轨迹跟踪误差 $\ddot{e}_q$ 的最大值,使用时间加权积分绝对误差(integral time absolute error,ITAE)和积分平方控制输入(integral squared control input,ISCI)指标设计目标函数 f_o:

$$f_0=\varepsilon(M_p+ITAE)+\kappa(ISCI), \tag{14}$$

式中,$\varepsilon=0.5$ 和 $\kappa=0.1$ 分别为跟踪误差和控制输入成本的惩罚系数. ITAE 和 ISCI 是分别与跟踪误差和输入成本相关的指标,计算为:

$$ITAE=\int_0^t t|e|\Delta t, \tag{15}$$

$$ISCI=\int_0^t u^2\Delta t, \tag{16}$$

式中,e 和 u 分别为每个自由度的跟踪误差和控制输入.

算法 1 给出了离线训练的伪代码. 使用 MATLAB 优化工具箱执行 PSO 算法. 在优化过程的每次迭代中执行算法 1,以确定能够将目标函数最小化的控制增益,从而实现跟踪误差和控制成本最小化.

算法 1　目标函数评估

输入:$w_z=0$

输出:f_o

1. $\varepsilon=0.5,\kappa=0.1,\Delta t=0.001$
2. $\theta(0)=0,\dot{\theta}(0)=0,t_s=0$　//初始状态
3. for $k=1$ to s do　//$s=t_s/\Delta t,t_s=10$
4. 　计算控制增益 β_i
5. 　$t_s=t_s+\Delta t$
6. 　保存 $e[k]=e,u[k]=u,t[k]=t_s$
7. end
8. $v=s$
9. 通过 MATLAB 中的 stepinfo 函数得到 M_p
10. 计算 $ITAE=\sum_1^v t|e|^2\Delta t, ISCI=\sum_1^v |u|^2\Delta t$
11. 评估 f_o

3　实验

使用 MATLAB 2020a 建立机械臂模型,并在多个场景中对所提控制方案进行仿真,以分析所提方法的性能. 首先分析所提方法在关节空间和笛卡尔空间中的跟踪控制性能,其后在系统中引入外部干扰力矩,分析所提方法的控制精度. 实验中使用了 3-DOF 的机械臂,表 1 给出了仿真参数.

表 1　机械臂仿真参数

Table 1　Simulation parameters of robot arm

参数	描述	数值	参数	描述	数值
m_1	连杆 1 质量	0.62 kg	l_2	连杆 2 长度	0.11 m
m_2	连杆 2 质量	0.74 kg	l_3	连杆 3 长度	0.31 m
m_3	连杆 3 质量	0.45 kg	g	重力加速度	9.81 m/s^2
l_1	连杆 1 长度	0.13 m			

3.1　关节空间仿真结果

首先,分析所提方案中机械臂在关节空间的运动规律. 引入位置基准,以实现初始和最终角位置的平滑转换,并避免突发运动:

$$\Phi^{*}=\begin{cases}\Phi_0 & 0\leqslant t<T_1\\ \Phi_0+(\Phi_f-\Phi_0)\,\Psi_z(t,T_1,T_2) & 0\leqslant t<T_1,\\ \Phi_f & t>T_2\end{cases}\tag{17}$$

式中,$T_1=1$ s,$T_2=60$ s,Φ_0 和 Φ_f 分别为规划的机械臂角运动轨迹的初始参考值和最终参考值. ψ_z 为贝塞尔曲线,定义为:

$$\psi_z(t,T_1,T_2)=\sum_{k=0}^{n}\delta_k\left(\frac{t-T_1}{T_2-T_1}\right)^k,\tag{18}$$

式中,$n=6$,$\delta_1=252$,$\delta_2=1\,050$,$\delta_3=1\,800$,$\delta_4=1\,575$,$\delta_5=700$,$\delta_6=126$[23].

图 4 给出了使用所提方法时,关节空间中的机械臂运动跟踪结果,其中黑色虚线表示使用贝赛尔曲线得到的每个关节控制的参考轨迹. 从结果中可发现,所提方法能够计算出合适的驱动力矩,实现对贝赛尔曲线的精确跟踪.

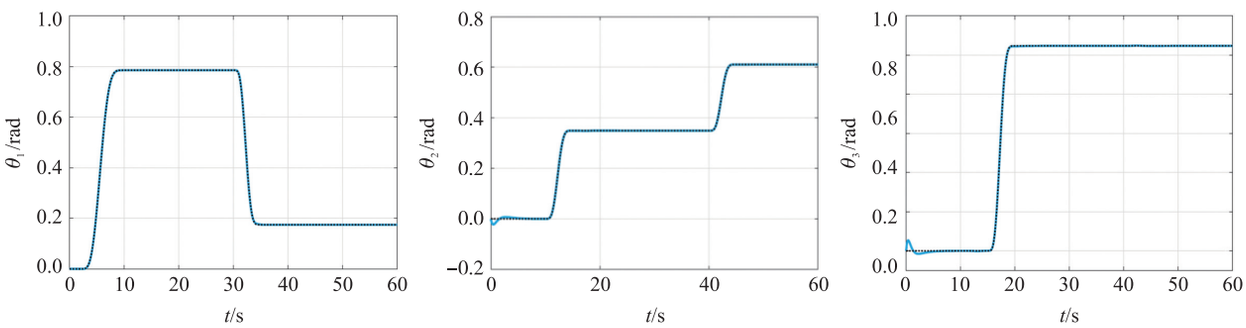


图 4　关节空间控制仿真

Fig. 4　Control simulation of joint space

3.2　笛卡尔空间仿真结果

本节分析所提方法在笛卡尔空间中的控制性能. 使用机械臂的逆向运动学共识计算关节跟踪坐标,并使用激光加工中常用的笛卡尔坐标系轨迹进行实验:

$$\begin{cases}x^{*}=0.08+0.15(t_k/4)\\ y^{*}=-0.15+0.05\cos(\pi+t_k)\sin(\pi+t_k)\\ z^{*}=0.4-0.1\cos(\pi+t_k)\cos(\pi+t_k),\end{cases}\tag{19}$$

式中,$t_k=(t_k+\Delta_{tk})/10$ s,t_k 和 Δt_k 的初始值均为 0,并在迭代更新为 $\Delta_{tk}=\Delta_{tk}+0.1\times10^{-3}$.

图 5 给出了所提机械臂控制方案在笛卡尔空间的仿真结果,从中可发现,所提方案实现对参考轨迹的准确跟踪,且不需要提供速度和加速度参考. 在系统中没有未知动力或干扰的情况下,所提控制方案能够提供优异性能,适用于激光切割等高精度加工应用.

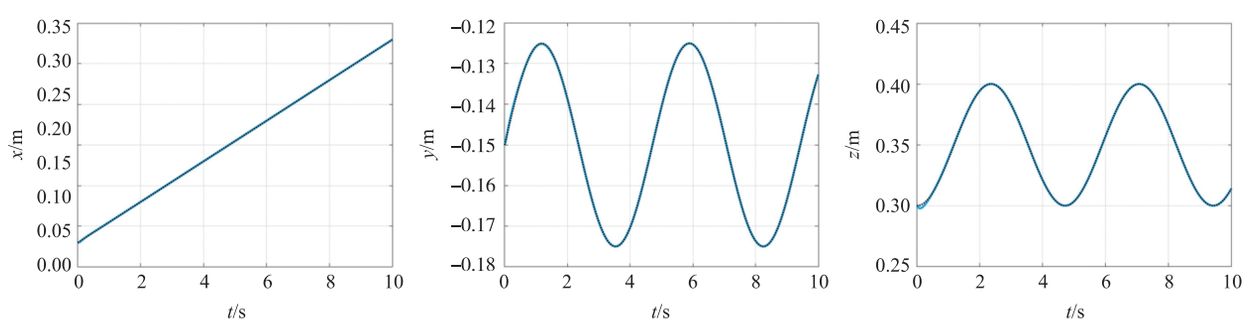


图 5　笛卡尔空间控制仿真

Fig. 5　Control simulation of cartesian space

3.3　外部振动力矩下的机械臂控制仿真结果

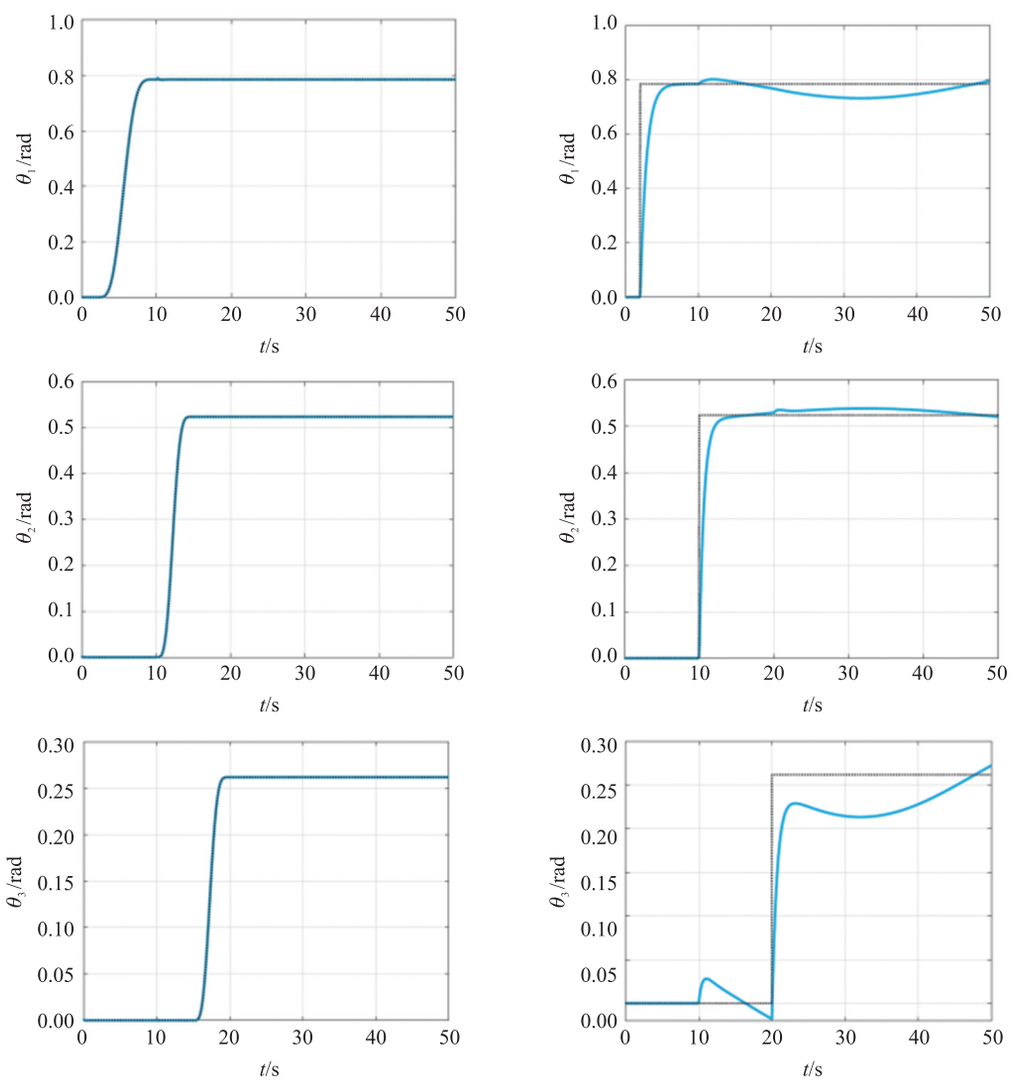
为进一步验证所提方法的有效性,向机械臂的关节空间运动控制中加入干扰力矩 $\boldsymbol{\tau_d}=[\,\tau_{d_1}\quad\tau_{d_2}\quad\tau_{d_3}\,]^{\mathrm{T}}$,使机械臂系统会受到未知振动力矩的扰动:

$$\tau_{d_1}=\begin{cases}0[\mathrm{Nm}] & 0\leqslant t\leqslant 10\\ 0.7\cos(0.1t)[\mathrm{Nm}] & t\geqslant 10\end{cases}, \tag{20}$$

$$\tau_{d_2}=\begin{cases}0[\mathrm{Nm}] & 0\leqslant t\leqslant 15\\ 0.3\cos(0.1t)+0.2\sin(0.5t)[\mathrm{Nm}] & t\geqslant 15\end{cases}, \tag{21}$$

$$\tau_{d_3}=\begin{cases}0[\mathrm{Nm}] & 0\leqslant t\leqslant 20\\ 0.2\sin(0.1t)+0.1\sin(0.5t)[\mathrm{Nm}] & t\geqslant 20\end{cases}. \tag{22}$$

图 6 给出了使用所提方法与自适应 PID[10] 方法时,在存在外部干扰输入的情况下的机械臂各关节运动跟踪结果. 其中左侧为所提方法的仿真结果,右侧为 PID 方法的仿真结果. 从中可发现,在处理未知振动力矩时,PID 控制器不能稳定系统并跟随参考轨迹,出现了显著的性能下降,证明此类方法仅适用于理想环境下作业. 所提方法在自适应控制策略中考虑到了未知干扰,并通过 ANN 进行控制参数优化,在存在外部干扰的情况下,依然实现了沿参考轨迹的平滑稳定的受控移动.



(a) 本文方法　　(b) 自适应PID方法[10]

图 6　干扰下的关节空间控制仿真结果

Fig. 6　Simulation results of joint space control in the case of interference

3.4　与其他控制器的比较结果

表 2 给出了所提方法与其他先进的机械臂控制方法的比较结果. 其中,文献[12]是一种基于 RBF 神经网络的鲁棒控制器,虽然达到 3-DOF,但关节位置的跟踪不佳. 虽然文献[12]的最大跟踪误差最小,但是该方法是在不计控制成本的前提下进行的. 文献[13]主要解决 2-DOF 机械臂的动力偏移问题. 在关节位置跟踪、成本、环境鲁棒性方面表现较差,文献[15]有着类似的问题. 文献[14]的最大问题是最大跟踪

误差太大,是所有方法中最大的一个. 从表中可发现,所提方法的最大跟踪误差并不是最小的. 但本文方法在机械臂控制中考虑了关节位置跟踪和控制成本最小化,并通过在控制策略考虑了各种干扰因素,确保了各种操作环境下的性能. 当自由度达到 4DOF 和 5DOF 时,所提方法的最大跟踪误差增加并不大,分别达到 0.23 rad 和 0.41 rad,且可以跟踪关节问题和一定的应对环境干扰的鲁棒性.

表 2 不同控制方法比较

Table 2 Comparison of different control methods

控制器	机械臂	最大跟踪误差/rad	关节位置跟踪	控制成本最小化	环境干扰自适应
[12]	3 DOF	0.028	×	×	×
[13]	2 DOF	0.4	×	×	×
[14]	3 DOF	0.7	√	×	×
[15]	2 DOF	0.43	×	×	√
本文方法	3 DOF	0.06	√	√	√
	4 DOF	0.23	√	√	√
	5 DOF	0.41	√	×	√

4 结论

提出了用于机械臂系统的自适应轨迹规划控制方案,通过基于 ANN 的自适应策略实现机械臂的最优轨迹规划和控制. 仿真结果表明,所提方法能够改善机械臂轨迹跟踪控制的准确度和效率,应用到 3-DOF 机械臂时,在关节空间和笛卡尔空间中均实现了跟踪误差最小化,并很好地处理了外部扰动和参数不确定性. 未来将测试所提方法应用到高自由度机械臂时的性能,并在轨迹规划中考虑运动时间和能量消耗.

[参考文献]

[1] QIN Z,XU Z D,SUN Q C,et al. Investigation of intelligent substation inspection robot by using mobile data[J]. International journal of humanoid robotics,2023,20(3):237-249.

[2] 汤云峰,赵静,谢非,等. 基于改进遗传算法的机器人路径规划方法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版),2021,27(3):49-55.

[3] FANG Y,HU J,LIU W,et al. Smooth and time-optimal S-curve trajectory planning for automated robots and machines[J]. Mechanism and machine theory,2019,137(1):127-153.

[4] 侯宇翔,高焕兵,杜传胜,等. 改进人工势场法的机械臂轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2023,39(4):54-57,62.

[5] LIU Z,XU J,CHENG Q,et al. Trajectory planning with minimum synthesis error for industrial robots using screw theory[J]. International journal of precision engineering and manufacturing,2018,19(2):183-193.

[6] DAI C,LEFEBVRE S,YU K M,et al. Planning jerk-optimized trajectory with discrete time constraints for redundant robots[J]. IEEE transactions on automation science and engineering,2020,17(4):1711-1724.

[7] 于雷,于博. 异类粒子群算法的机械臂轨迹多目标规划[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020,31(5):31-35.

[8] ZHANG X,HUANG Y,RONG Y,et al. Optimal trajectory planning for wheeled mobile robots under localization uncertainty and energy efficiency constraints[J]. Sensors,2021,21(2):335-347.

[9] 朱永强,鲍官军. 机械臂关节空间轨迹的累积非支配赋值 NSGA-II 算法规划[J]. 机械设计与制造,2022,19(9):300-304.

[10] RAHEEM K M H,NAJAF A N. Simulation 3-DOF RRR robotic manipulator under PID controller[J]. Journal of engineering and applied sciences,2020,15(2):410-414.

[11] 刘军,段书凯,李天舒,等. 机械臂的自旋忆阻 RBF 神经网络控制系统设计[J]. 仪器仪表学报,2018,39(8):212-219.

[12] CHANG Z,HAO L,YAN Q,et al. Research on manipulator tracking control algorithm based on RBF neural network[J]. Journal of physics conference series,2021,1802(3):1-8.

[13] LIU Q,LI D,GE S S,et al. Adaptive bias RBF neural network control for a robotic manipulator[J]. Neurocomputing,2021,447(1):213-223.

[14] LIN C J,SIE T Y,CHU W L,et al. Tracking control of pneumatic artificial muscle-activated robot arm based on sliding-mode

control[J]. Actuators,2021,10(3):66-83.
[15] WANG H,FANG L,SONG T,et al. Model-free adaptive sliding mode control with adjustable funnel boundary for robot manipulators with uncertainties[J]. Review of scientific instruments,2021,92(6):1-10.
[16] ZHAO J,XIU B,WANG J,et al. Adaptive task-space cooperative tracking control for manipulators with a desired trajectory estimator and avelocity observer[J]. International journal of robust and nonlinear control,2022(7):32-49.
[17] 郑先杰,丁萌,武海雷,等. 线驱连续型机械臂无模型自适应控制[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2023,51(2):116-121.
[18] ZHANG Z,YANG S,ZHENG L. A Punishment mechanism-combined recurrent neural network to solve motion-planning problem of redundant robot manipulators[J]. IEEE transactions on cybernetics,2023,67(4):357-369.
[19] 欧劲松,李蓉,尹辉,等. 基于奇异摄动的柔性关节机械臂约束跟随控制研究[J]. 应用数学和力学,2023,44(5):513-524.
[20] SIRA-RAMÍREZ H,AGUILAR-ORDUÑA M A,ZURITA-BUSTAMANTE E W. On the sliding mode control of MIMO nonlinear systems:an input-output approach[J]. International journal of robust and nonlinear control,2019,29(3):715-735.
[21] 张宇涵,于潇雁,陈力. 基于泰勒级数的空间机器人时延神经网络控制[J]. 福州大学学报(自然科学版),2022,50(3):351-358.
[22] KHATIR S,KHATIR T,BOUTCHICHA D,et al. An efficient hybrid TLBO-PSO-ANN for fast damage identification in steel beam structures using IGA[J]. Smart structures and systems,2020,25(5):605-617.
[23] BELTRAN-CARBAJAL F,SILVA-NAVARRO G. Output feedback dynamic control for trajectory tracking and vibration suppression[J]. Applied mathematical modelling,2020,79(1):793-808.

[责任编辑:陆炳新]