

控制与决策

Control and Decision

基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节协作机械臂轨迹跟踪控制

张安龙, 林志赟, 王博, 韩志敏

引用本文:

张安龙, 林志赟, 王博, 等. 基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节协作机械臂轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2025, 40(6): 1807-1816.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0808>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[航天器输入受限的鲁棒自适应姿态跟踪控制](#)

Robust adaptive attitude tracking control of spacecraft with constrained inputs

控制与决策. 2021, 36(9): 2297-2304 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0013>

[基于时间延时估计和自适应模糊滑模控制器的双机械臂协同阻抗控制](#)

[Coordinated impedance control for dual-arm robots based on time delay estimation and adaptive fuzzy sliding mode controller](#)

控制与决策. 2021, 36(6): 1311-1323 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1701>

[基于未知系统动态估计的机器人预设性能控制](#)

Unknown system dynamics estimator for prescribed performance control of robotic systems

控制与决策. 2021, 36(5): 1040-1048 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1219>

[带有输出约束的柔性关节机械臂预设性能自适应控制](#)

Prescribed performance adaptive control of flexible-joint manipulators with output constraints

控制与决策. 2021, 36(2): 387-394 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0974>

[气动人工肌肉驱动的机器人控制方法研究现状概述](#)

Overview of control methods for pneumatic artificial muscle-actuated robots

控制与决策. 2021, 36(1): 27-41 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0793>

基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节协作机械臂 轨迹跟踪控制

张安龙¹, 林志赞^{2,3,4†}, 王博¹, 韩志敏¹

- 杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310018;
- 南方科技大学 自动化与智能制造学院, 广东 深圳 518055;
- 南方科技大学 深圳市控制理论与智能系统重点实验室, 广东 深圳 518055;
- 鹏城实验室, 广东 深圳 518000)

摘要: 针对柔性关节机械臂控制精度低和轨迹跟踪控制动态性能差等问题, 提出一种笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制算法, 旨在提高笛卡尔空间轨迹跟踪精度. 首先, 介绍串联弹性执行器和六自由度机械臂系统模型, 并设计基于神经网络模型预测控制的关节空间位置-速度-力矩混合控制算法; 接着, 基于该关节控制器设计基于柔性关节机械臂的笛卡尔空间力补偿控制算法, 根据笛卡尔空间的跟踪误差并结合PID控制器计算笛卡尔空间中的力补偿值; 其次, 将其转换为关节力矩补偿值并补偿到关节控制器, 以实现高精度的笛卡尔空间轨迹跟踪, 笛卡尔空间力补偿能够有效地抵消外部干扰和系统不确定性, 减小系统的跟踪误差, 使机械臂能够更准确地跟踪目标轨迹; 最后, 通过仿真和实验验证了该控制器的有效性和优越性. 实验结果表明, 所设计的轨迹跟踪控制器整体精度为1.86 mm, 相较于无补偿的轨迹跟踪和基于位置补偿的轨迹跟踪控制算法, 精度分别提升了2.91 mm和1.77 mm.

关键词: 轨迹跟踪控制; 力补偿; 模型预测控制; 串联弹性执行器; 协作机械臂; 机器人控制

中图分类号: TP273 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0808

引用格式: 张安龙, 林志赞, 王博, 等. 基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节协作机械臂轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2025, 40(6): 1807-1816.

Trajectory tracking control for collaborative robotic arms with SEA based on force compensation in Cartesian space

ZHANG An-long¹, LIN Zhi-yun^{2,3,4†}, WANG Bo¹, HAN Zhi-min¹

- School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;
- School of Automation and Intelligent Manufacturing, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China;
- Shenzhen Key Laboratory of Control Theory and Intelligent Systems, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China;
- Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518000, China)

Abstract: A trajectory tracking control algorithm based on Cartesian space force compensation is proposed to address the issues of low control accuracy and poor dynamic performance of trajectory tracking control for robotic arms with a serial elastic actuator(SEA). The algorithm aims to improve the accuracy of Cartesian space trajectory tracking. Firstly, the SEA and the 6-degree-of-freedom(6-DOF) robotic arm system model are introduced, and a position-velocity-torque mixed control algorithm based on neural network model predictive control(NNMPC) is designed. Subsequently, based on this joint controller, a Cartesian space force compensation control algorithm for flexible joint manipulators is designed. This algorithm calculates the force compensation value in Cartesian space based on the tracking error, combines it with a PID controller, converts it into a target torque compensation value in the joint space, and compensates it to the joint controller to achieve high-precision Cartesian space trajectory tracking. Cartesian space force compensation can effectively counteract external disturbances and system uncertainties, reduce tracking errors,

收稿日期: 2024-07-06; 录用日期: 2024-11-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62173118); 深圳市科技计划项目(KQTD20221101093557010); 深圳市控制理论与智能系统重点实验室项目(ZDSYS20220330161800001).

†通信作者. E-mail: linzy@sustech.edu.cn.

本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

and enable the manipulator to more accurately track the target trajectory. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed trajectory tracking controller are validated through simulation and experimental trials. The experimental outcomes demonstrate that the controller achieves an overall accuracy of 1.86 mm, marking an enhancement of 2.91 mm and 1.77 mm over the uncompensated trajectory tracking and position-based compensation trajectory tracking control algorithms, respectively.

Keywords: trajectory tracking control; force compensation; model predictive control; SEA; collaborative robotic arm; robot control

0 引言

随着机器人技术的快速发展, 柔性关节机械臂在人机协作、医疗康复以及家庭服务等领域得到了广泛应用^[1], 其高灵活性、低能耗和与人类互动的安全性备受青睐. 笛卡尔空间轨迹跟踪控制是机械臂的基本功能, 近几十年来, 柔性机械臂的轨迹跟踪问题一直是研究的热点^[2]. 相对于刚性机械臂, 柔性关节中的弹性体元件增加了系统模型的复杂性和不确定性, 导致系统阶数增加, 从而提升了控制的难度. 为了提高控制精度, 本文旨在探讨提升柔性关节机械臂轨迹跟踪精度的控制算法.

近年来, 研究人员对机械臂轨迹跟踪控制方法进行了大量探索. 例如, 比例-积分-微分 (PID) 控制、自适应控制、滑模控制、模型预测控制 (MPC)、迭代学习控制 (ILC) 等. 基于 PID 的控制方法^[3-4], 由于其原理简单, 在工程应用中最广泛使用, 然而, 基于 PID 的方法难以处理系统中的非线性不确定性. 自适应控制方法虽然提高了系统的灵活性和适应性^[5-7], 但是其对模型准确性要求较高, 且参数调节繁琐. 滑模控制方法^[8-10] 具有较强的鲁棒性和较快的响应速度, 缺点是状态轨迹到达滑模面后容易产生抖振. MPC 方法作为一种基于数值优化的先进算法^[11-12], 具有较好的控制效果, 其最大的弊端是系统的精确模型难以建立, 其次是在线优化求解过程较慢. 基于 ILC 的轨迹跟踪控制算法^[13-14], 虽然其性能较好且有效地处理了系统中的不确定性, 但是 ILC 的主要限制是不可传递性, 即每个新轨迹都必须从头开始进行优化.

针对柔性关节机械臂的轨迹跟踪控制, Wang 等^[15] 提出一种基于有限时间扰动观测器的控制方法, 实现了高精度的轨迹跟踪控制. 此外, 另一项研究中引入基于模糊自适应滑模控制的反馈线性化控制器, 并在仿真结果中展示了该方法的优越性^[16]. Chen 等^[17] 结合神经网络 (NN) 和迭代控制方法, 并通过仿真和实验验证了该算法的性能. 然而, 这些方法应用在柔性关节机械臂中仍存在不足, 例如, 算法复杂性高和对参数变化敏感等. 轨迹跟踪误差存在的根本原因在于系统中存在一些不确定性, 如参数

不确定、未精确建模的摩擦力、科氏力和机械误差等未知项, 这些因素会导致系统的控制性能下降. 为了补偿这些未知项的干扰, 计算力矩法^[18] 是一种直接有效的力补偿方法, 但是由于系统的精确模型通常未知, 使得计算力矩法在实际中无法广泛应用. 因此, 许多研究工作使用基于位置补偿的方法以提高控制精度. 但是位置补偿存在一定的缺点, 如对参数变化敏感、轨迹跟踪不够平滑以及高增益下容易产生震动等. 基于笛卡尔空间力补偿的算法是相对直接、有效的控制算法. 例如, Roveda 等^[19] 结合贝叶斯优化和前馈力矩补偿的控制方法提高了轨迹追踪控制精度, 并在刚性机械臂上验证了其性能, 可见基于力补偿的控制算法在提升轨迹跟踪控制精度上具有较好的应用前景.

在柔性关节机械臂的轨迹跟踪控制领域, 尚未普遍采用笛卡尔空间力补偿技术来提升轨迹跟踪的精度. 主要原因之一是大多数商业化的柔性关节机械臂仅提供的是位置控制、速度控制^[20], 以及关节力矩信号检测, 并没有提供反馈力矩的控制方法. 因此, 如果在关节中实现了力矩控制, 则可实现笛卡尔空间的力补偿, 以提高轨迹跟踪的精度. 鉴于此, 本文首先在关节空间设计基于神经网络模型预测控制 (NNMPC) 的位置-速度-力矩混合控制器, 然后基于该控制器提出一种基于笛卡尔空间力补偿的柔性关节机械臂轨迹跟踪控制算法.

1 问题描述

1.1 单关节 SEA 系统描述

串联弹性执行器 (SEA) 是一种广泛应用的柔性关节, 根据欧拉-拉格朗日方程, 可建立包含电机动力学的 SEA 系统动力学模型^[21] 为

$$\begin{cases} J_i \ddot{q} + mgl \sin(q) + f_i(\dot{q}) = \tau_i, \\ J_m \ddot{\theta} + \tau_l + f_m(\dot{\theta}) = NK_\tau i_m, \\ Ri_m + Li_m + NK_e \dot{\theta} = U_{vol}, \end{cases} \quad (1)$$

其中符号含义如表 1 所示. 关节连杆侧和电机侧摩擦力分别由模型 $f_i(\dot{q}) = K_{f_l} \dot{q}$ 和 $f_m(\dot{\theta}) = K_{f_m} \dot{\theta}$ 表示, K_{f_l} 和 K_{f_m} 为相应的摩擦力系数. 关节力矩计算公式如下:

表1 方程(1)符号含义解释

符号	解释	符号	解释
J_l	连杆侧转动惯量	N	齿轮减速比
J_m	电机侧转动惯量	K_τ	电机转矩常数
q	连杆侧位置	U_{vol}	电机驱动电压
θ	电机侧位置	i_m	电机电流
K_s	弹性体刚度	K_e	电机反电动势系数
$f_l(\dot{q})$	连杆侧摩擦力	R	电机电阻
$f_m(\dot{\theta})$	电机侧摩擦力	L	电机电感
m	负载质量	g	重力常数
l	连杆长度	τ_l	连杆侧转矩

$$\tau_l = K_s(\theta - q). \quad (2)$$

关节控制器的设计及其性能是实现高精度笛卡尔空间轨迹跟踪控制的基础. 为了提高关节控制器的性能, 针对关节系统动力学模型(1), 可以设计先进的 MPC 控制器. 然而, SEA 系统中存在很多不确定性, 难以建立精确的系统动力学模型. 为了应对上述问题, 本文使用 NN 方法学习 SEA 系统的动力学模型, 并结合 MPC 原理设计 NN MPC 控制器, 实现关节空间的位置-速度-力矩的混合控制.

1.2 基于 SEA 的 6-DoF 协作机械臂系统描述

根据牛顿-欧拉方程建立六自由度(6-DoF)柔性关节机械臂的动力学模型如下:

$$\begin{cases} M(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + B_l(\dot{\mathbf{q}}) + G(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau}_l, \\ I\ddot{\boldsymbol{\theta}} + B_m(\dot{\boldsymbol{\theta}}) + \boldsymbol{\tau}_l = \boldsymbol{\tau}_m. \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{q} \in \mathbb{R}^6$ 和 $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^6$ 分别为连杆侧和电机侧的关节角度位置向量; $M(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 和 $I \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 分别为对称正定的连杆侧质量矩阵和电机侧的惯量矩阵; $C(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 、 $B_l(\dot{\mathbf{q}}) \in \mathbb{R}^6$ 和 $B_m(\dot{\boldsymbol{\theta}}) \in \mathbb{R}^6$ 分别为科氏力矩阵、连杆侧阻尼向量和电机侧阻尼向量; $G(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^6$ 和 $\boldsymbol{\tau}_m \in \mathbb{R}^6$ 分别为重力转矩向量和电机驱动力矩向量; $\boldsymbol{\tau}_l = \mathbf{K}_s(\mathbf{q} - \boldsymbol{\theta}) \in \mathbb{R}^6$ 为关节力矩向量, $\mathbf{K}_s \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为弹性体刚度的正定对角矩阵. 机械臂末端力和关节力矩之间的关系由下式描述:

$$\boldsymbol{\tau}_l = \mathbf{J}^T(\mathbf{q})\mathcal{F}. \quad (4)$$

其中: $\mathbf{J}^T(\mathbf{q}) \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 表示 6-DoF 机械臂的雅可比矩阵, 本文中的雅可比矩阵是在满秩和非奇异的条件下的; $\mathcal{F} \in \mathbb{R}^6$ 表示笛卡尔空间末端力矢量. 笛卡尔空间与关节空间位置、速度之间的关系描述如下:

$$\boldsymbol{\theta} = \mathbf{f}_k(\mathbf{q}), \quad (5)$$

$$\dot{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{J}(\mathbf{q})\dot{\mathbf{q}}. \quad (6)$$

其中: $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^6$ 为笛卡尔空间的位置和姿态, $\mathbf{f}_k(\cdot)$ 为正运动学映射, $\dot{\boldsymbol{\theta}} \in \mathbb{R}^6$ 为末端执行器在笛卡尔空间的线速度和角速度.

通过对比 SEA 系统动力学模型(1)与 6-DoF 机械臂动力学模型(3)可知, 机械臂系统增加了科氏力、惯性矩阵等耦合项, 对于关节控制而言科氏力等耦合项相当于外部干扰, 所以在执行笛卡尔空间轨迹跟踪任务时, 如果仅使用关节空间的 NN MPC 控制算法, 则不可避免地导致关节控制存在一定的误差, 进而影响笛卡尔空间轨迹跟踪精度. 因此, 针对笛卡尔空间轨迹跟踪控制, 可以结合关节控制器设计上层补偿控制算法以提高轨迹跟踪的精度.

1.3 笛卡尔空间末端执行器轨迹跟踪控制描述

在轨迹规划中, 本文采用笛卡尔空间轨迹规划方法, 即直接规划笛卡尔空间末端执行器的轨迹, 具体的轨迹规划过程在此不再赘述.

在理想情况下, 如果关节控制没有误差, 则笛卡尔空间轨迹跟踪将会非常精准. 然而, 柔性关节机械臂中存在一些非线性耦合项, 且在高速运动或者搬运大质量物体时, 极易产生弯曲、变形和振动等, 关节控制精度受到较大影响, 从而导致控制性能严重下降. 因此, 需要在关节控制器上层设计轨迹跟踪控制器, 以提高笛卡尔空间轨迹跟踪精度.

常用的两种轨迹跟踪控制器为: 基于关节空间位置修正的轨迹跟踪控制器和基于笛卡尔空间位置修正的轨迹跟踪控制器. 两种控制器的区别在于一种是基于笛卡尔空间的轨迹跟踪误差对笛卡尔空间目标轨迹的位置进行实时调节; 另一种是将笛卡尔空间轨迹进行逆运动学变换得到关节空间轨迹, 然后基于关节空间对其目标轨迹进行实时调节. 相对而言, 笛卡尔空间的补偿方法更灵活, 更直接地对末端执行器的位置和姿态进行调节, 从而提高了系统的精度和灵活性, 适用于对位置和姿态要求较高的任务和应用.

关节控制器通常是独立设计的, 具有独立的控制器, 根据上层控制器的指令实现关节空间的位置、速度或者力矩控制. 然而, 如 1.2 节所描述, 当关节安装到机械臂中时, 未知的非线性耦合项会影响轨迹追踪的精度. 为了解决这些问题, 本文设计了基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制器.

2 基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制器设计

2.1 SEA 关节空间 NN MPC 控制器设计

带有外部输入的自回归神经网络(NARX NN)能够处理具有动态特性和非线性关系的数据, 具有记忆能力, 还可以处理具有外部输入的系统, 适用于许多实际问题的建模和预测^[22]. 因此采用 NARX

NN 来学习单关节 SEA 系统的动力学模型 (方程 (1)), 以处理关节模型中存在的参数不确定、精确的摩擦力模型难以建立等问题. 然后, 根据 MPC 的原理, 结合 NARX NN 模型设计 NN MPC 控制器.

定义 $x_1 = q$, $x_2 = \dot{q}$, $x_3 = \theta$, $x_4 = \dot{\theta}$, $x_5 = i_m$, $u = U_{\text{vol}}$, 则 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ 为系统状态向量, u 为系统的控制输入. 令 $X(k) = [\mathbf{x}^T(k), \mathbf{x}^T(k-1), \dots, \mathbf{x}^T(k-d_x+1)]^T$ 表示从 $k-d_x+1$ 时刻到 k 时刻的系统状态, $U(k) = [u(k), u(k-1), \dots, u(k-d_u+1)]^T$ 为对应时刻的系统控制输入, 其中 d_x 和 d_u 分别表示 NN 的输出和输入时延的最大阶数. 因此, NARX NN 模型可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1) = f_n(X(k), U(k)). \quad (7)$$

式 (7) 可以被递归地应用以实现多步预测, 例如

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}(k+2) &= f_n(\hat{X}(k+1), U(k+1)), \\ &\vdots \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $\hat{X}(k+1) = [\hat{\mathbf{x}}^T(k+1), \mathbf{x}^T(k), \dots, \mathbf{x}^T(k-d_x+2)]^T$, $U(k+1) = [u(k+1), u(k), \dots, u(k-d_u+2)]^T$. 使用 NARX NN 建立了系统的动力学模型后, 即可结合 MPC 的思想设计 NN MPC.

本研究中, 关节 MPC 控制器的成本函数可以表示为

$$\begin{aligned} U_{k+1:k+T}^* &= \arg \min_{U_{k+1:k+T}} C(\hat{X}_{k+1:k+T}, U_{k+1:k+T}). \\ \text{s.t. } \hat{\mathbf{x}}(k+1) &= f_n(X(k), U(k)); \\ \mathbf{x}_{\min} &\leq \hat{\mathbf{x}}(k+i) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad 0 < i \leq T; \\ u_{\min} &\leq u(k+i) \leq u_{\max}, \quad 0 \leq i < T. \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $U_{k+1:k+T}^* = [u_0^*, u_1^*, \dots, u_{T-1}^*]$ 为求解的最优控制输入序列, $\hat{X}_{k+1:k+T} = [\hat{\mathbf{x}}^T(k+1), \hat{\mathbf{x}}^T(k+2), \dots, \hat{\mathbf{x}}^T(k+T)]$ 为从时间 $k+1$ 到时间 $k+T$ 系统的状态预测序列, $U_{k+1:k+T} = [u_0, u_1, \dots, u_{T-1}]$ 为从时间 $k+1$ 到时间 $k+T$ 未优化的系统控制输入序列, \mathbf{x}_{\min} 、 \mathbf{x}_{\max} 、 u_{\min} 、 u_{\max} 分别为系统状态约束和控制输入约束的最大值和最小值.

根据关节位置、速度和力矩混合控制的目标, 设计如下成本函数:

$$\begin{aligned} C(\hat{X}_{k+1:k+T}, U_{k+1:k+T}) &= \\ &\alpha \sum_{i=1}^T [\hat{x}_1(k+i) - x_1^r(k+i)]^2 + \\ &\beta \sum_{i=1}^T [\hat{x}_2(k+i) - x_2^r(k+i)]^2 + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\gamma \sum_{i=1}^T [\hat{\tau}_i(k+i) - \tau_d(k+i)]^2 + \\ &\eta \sum_{i=0}^{T-1} [u(k+i) - u(k+i-1)]^2. \end{aligned} \quad (10)$$

其中: $\hat{x}_1(k+i)$ 为预测的 $k+i$ 时刻系统位置; $x_1^r(k+i)$ 为相应位置参考信号; $\hat{x}_2(k+i)$ 为预测的 $k+i$ 时刻系统速度; $x_2^r(k+i)$ 为相应速度参考信号; $\hat{\tau}_i(k+i)$ 为预测的 $k+i$ 时刻系统力矩, 可以通过 $\hat{\tau}_i(k+i) = K_s(\hat{x}_3(k+i) - \hat{x}_1(k+i))$ 计算得到; $\tau_i^r(k+i)$ 为相应力矩参考信号; T 为预测时域; $\alpha > 0$ 为位置控制误差的惩罚项; $\beta > 0$ 为速度控制误差的惩罚项; $\gamma > 0$ 为力矩控制误差的惩罚项; $\eta > 0$ 为控制输入的惩罚项. NN MPC 优化求解过程使用 IPOPT 求解器^[23], 结合 Andersson 等^[24] 提出的方法可以将任意 NN 模型转换为 CasADi 模型, 该模型与 IPOPT 求解器兼容, 能够处理约束并实现快速求解.

上述成本函数的设计为系统控制提供了更多的灵活性和可调节性, 通过设置不同的控制参数 (α , β , γ , η) 组合, 该控制器可以实现位置-速度-力矩混合控制, 也可以实现单独的位置、速度、力矩控制. 相对于传统的 MPC 控制器, 该算法的优点首先在于无需建立精确的系统动力学模型; 其次, 由于 NN 本身具有一定的鲁棒性, 使用 NN 模型设计 MPC 控制器进而增加了系统的鲁棒性.

2.2 笛卡尔空间力补偿轨迹跟踪控制器设计

基于第 2.1 节描述的关节控制器算法, 本节设计两种用于提升笛卡尔空间轨迹跟踪性能的控制策略, 一种是文献 [17] 基于位置补偿的基准控制器, 另一种是本文提出的基于笛卡尔空间力补偿轨迹跟踪控制器.

基准控制器设计如下: 将关节空间轨迹跟踪误差作为关节位置补偿的控制方法是比较常用的轨迹跟踪控制方法^[17], 本文将将其作为基准轨迹跟踪控制器, 具体如下所示:

$$\bar{\mathbf{q}}_d(t) = \mathbf{q}_d(t) + \mathbf{k}_p \mathbf{e}_j(t) + \mathbf{k}_d \dot{\mathbf{e}}_j(t). \quad (11)$$

其中: $\mathbf{e}_j = \mathbf{q}_d(t) - \mathbf{q}(t)$, $\dot{\mathbf{e}}_j = \dot{\mathbf{q}}_d(t) - \dot{\mathbf{q}}(t)$, $\mathbf{q}_d = f_{IK}(\Theta_d)$. 这里: Θ_d 为笛卡尔空间规划的期望位姿; \mathbf{q}_d 为通过笛卡尔空间期望位置变换到关节空间的关节期望角度位置; $\bar{\mathbf{q}}_d$ 为修正后的关节空间期望角度位置; $f_{IK}(\cdot)$ 为笛卡尔空间位姿到关节空间位置的逆运动学映射; $\mathbf{k}_p \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, $\mathbf{k}_d \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为正对角矩阵, 分别表示控制器的比例项和微分项参数.

该控制器的原理如图 1 所示. 该方法基于第

2.1节所述的关节空间位置-速度-力矩混合控制器设计, 首先, 将笛卡尔空间的轨迹转换为关节空间的轨迹; 然后, 根据关节位置的跟踪误差计算期望位置的补偿量, 并将其补偿到关节目标位置. 值得说明的是, 关节的力矩控制目标为系统的重力补偿项, 即 $\tau_d = G(q)$, 将机械臂重力项通过力矩控制部分进行补偿, 该部分可抵消由机械臂自身重力产生的控制误差. 综上, 通过位置补偿这种方式, 实现了对笛卡尔空间轨迹跟踪性能的提升, 但是这种方法存在一定的缺点, 例如位置控制对参数变化敏感、高增益下容易产生震动等.

本文设计的笛卡尔空间轨迹跟踪控制器如图2所示. 关节控制采用第2.1节设计的NNMPC位置-速度-力矩混合控制器, 其中控制器的位置和速度目标为笛卡尔空间规划的关节期望速度和位置, 力矩控制目标为重力补偿项加上补偿值.

定义笛卡尔空间轨迹跟踪误差为 $e(t)$, 速度跟踪误差为 $\dot{e}(t)$. 本文提出的力补偿控制器如下所示:

$$\mathcal{F}_c = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \dot{e}(t). \quad (12)$$

根据式(4), 将笛卡尔空间的力变换到关节空间的力矩, 有

$$\tau_c(t) = J^T(q)\mathcal{F}_c. \quad (13)$$

将计算出的补偿力矩补偿到关节力矩控制目标, 有

$$\bar{\tau}_d(t) = \tau_d(t) + K_t \tau_c(t). \quad (14)$$

上述公式中: $K_p \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, $K_d \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, $K_i \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, $K_t \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$ 为正对角矩阵, 分别表示反馈控制器的比例、积分、微分项参数和关节力矩补偿控制器的参数; $\mathcal{F}_c \in \mathbb{R}^6$ 为控制器计算出的笛卡尔空间补偿力矢量; $\tau_c(t) \in \mathbb{R}^6$ 为控制器计算出的关节补偿力矩, $\bar{\tau}_d(t) \in \mathbb{R}^6$ 为补偿后的关关节目标力矩.

由式(12)~(14)可以看出, 该控制器针对笛卡尔空间的轨迹跟踪误差使用PID控制算法的思想, 直接计算出笛卡尔空间补偿力 \mathcal{F}_c , 然后通过运动学变换, 计算出一个用于关节空间力控制的补偿力矩 τ_c , 实时补偿到关节空间的目标力矩上, 以达到减小笛卡尔空间轨迹跟踪误差的目的.

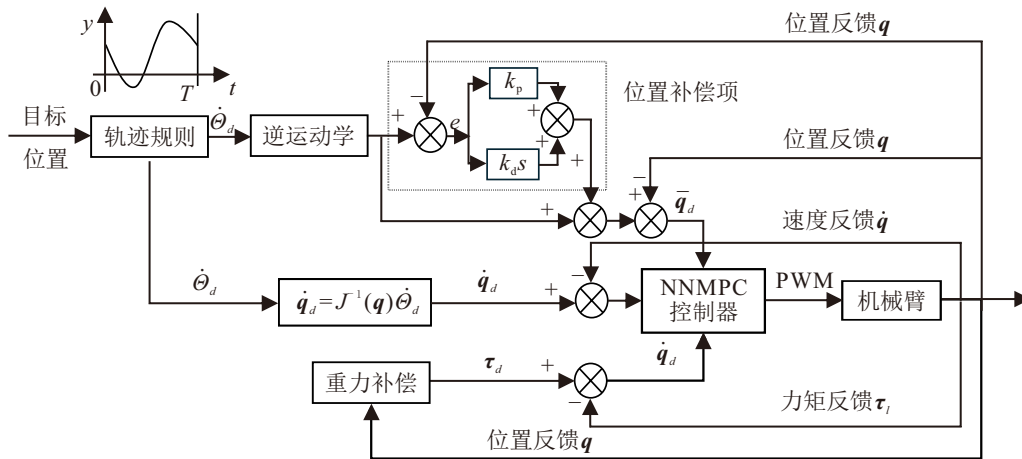


图1 基于位置补偿的笛卡尔空间轨迹跟踪控制器原理

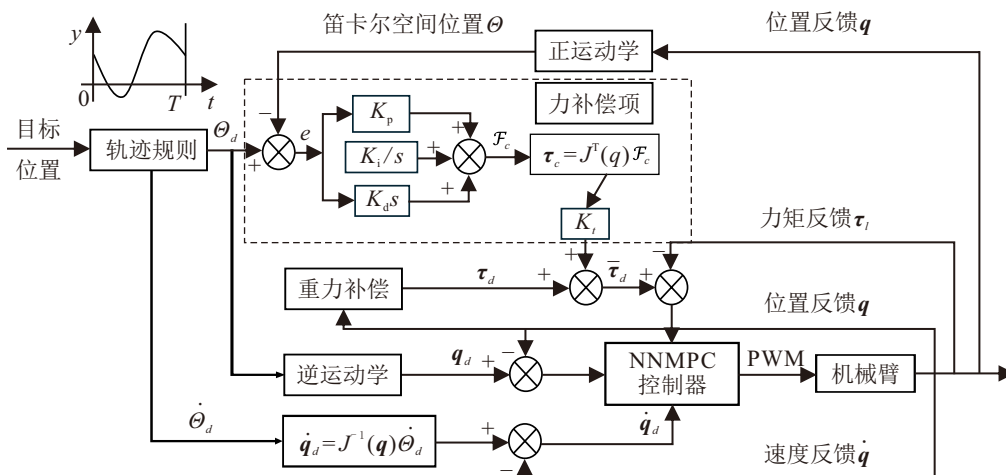


图2 基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制器原理

笛卡尔空间力补偿方法的优点在于通过力补偿的方法以减小或消除轨迹跟踪误差,削弱扰动和不确定性的影响;其次是力补偿控制方法相对于基于位置的补偿控制方法更直接更灵活,具有较强的容错能力.在执行轨迹跟踪任务过程中,若出现轻微位置偏差,则力补偿控制可以通过调整施加的力来纠正轨迹,使调节过程更加柔顺,而位置补偿控制是调节位置,容易引起震动导致轨迹跟踪不顺滑.

3 仿真与实验

3.1 关节 NN MPC 控制算法仿真与实验

3.1.1 神经网络数据采集与训练过程

关节控制实验采用 HEBI 公司 SEA 关节,型号为 X8-9,实验过程中使 SEA 输出端垂直旋转,且输出端装配有连杆和负载.

数据采集过程:定义 $\boldsymbol{x}(0) = \boldsymbol{x}_0$ 为系统的初始状态,由每一个 \boldsymbol{x}_0 开始,从区间 $[u_{\min}, u_{\max}]$ 中随机选择 1000 个控制输入 u ,并按序列将其作用到系统中;每个控制输入 u 的作用时间从区间 $[20 \text{ ms}, 200 \text{ ms}]$ 中随机选择,且为 20 ms 的倍数.然后,按照时间序列采集系统的输出和对应的控制输入作为样本数据集,系统采样间隔为 20 ms.

所使用的 NARX NN 是一个简单的两层 NN,输入记忆阶数 d_x 和输出记忆阶数 d_u 均设为 5,输入层共有 30 个输入,隐藏层有 15 个神经元,输出层的输出数量为 5,这些超参数是根据经验设置的,建议将神经元的数量设置为系统状态维度的倍数.训练过程使用均方差函数 (MSE) 作为损失函数,采用 Adam 优化算法^[25] 训练并使用其默认参数设置.

训练结果如表 2 所示,根据表中结果可以看出, NARX NN 模型的精度很高.为了进一步验证 NARX NN 模型多步预测的性能,使用该模型进行迭代预测实验,结果如图 3 所示.迭代多步预测误差通常会随着预测时间步的增加而累加,而从图中结果可以看出多步预测的误差并没有累加,这表明使用 NARX NN 建立的系统预测模型具有较好的鲁棒性,而且多步预测误差精度较高,满足设计 MPC 控制器的需求.

表2 NARX NN 模型预测误差

变量	x_1/rad	$x_2/(\text{rad/s})$	x_3/rad	$x_4/(\text{rad/s})$	x_5/A
MSE	1.1×10^{-5}	2.4×10^{-3}	1.3×10^{-5}	1.4×10^{-3}	6.5×10^{-6}

3.1.2 NN MPC 算法仿真

仿真过程中,首先建立单连杆 SEA 驱动机器人系统动力学模型 (1), 并采用 ODE45 求解该系统模

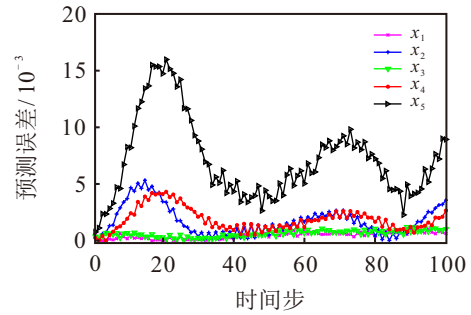


图3 NARX NN 模型多步预测结果

型,系统模型的参数如表 3 所示.将建立的模型 (1) 作为理想模型用以设计 MPC 控制器.通过仿真生成数据用以训练 NARX NN 模型,数据生成和训练过程与第 3.1.1 节描述类似,而后 NARX NN 模型用以设计 NN MPC 控制器.

表3 单关节 SEA 系统仿真参数

参数	值	参数	值
$J_l/\text{kg} \cdot \text{m}^2$	0.8	R_m/Ω	5.3
$J_m/\text{kg} \cdot \text{m}^2$	0.1	K_{fm}	2.0
N	200	K_{fi}	2.0
$K_s/(N \cdot \text{m}/\text{rad})$	70	m/kg	0.5
L/H	1.4×10^{-5}	$g/(\text{m}/\text{s}^2)$	1.0
$K_r/(N \cdot \text{m}/\text{A})$	9.3×10^{-3}	$g/(\text{m}/\text{s}^2)$	9.8
$K_e/(V/(\text{rad}/\text{s}))$	0.1	l/m	0.5

仿真中将基于 PD 的控制器、MPC 控制器与 NN MPC 控制器进行对比.为了体现 NN MPC 控制器的优越性,在 0.5 kg 和 1.0 kg 两种负载情况下进行位置控制仿真. MPC 控制器和 NN MPC 控制器的预测步数为 5,控制步数为 1,均使用 IPOPT 方法求解,求解时间在 2 ms 以内. PD 位置控制器的参数为 $k_p = 150, k_d = 50$; MPC 控制器和 NN MPC 控制器的参数为 $\alpha = 10, \beta = 0.1, \gamma = 0.5, \eta = 0.01$.需要注意的是,控制器的参数均经过精心调试,使其表现出最优控制性能,确保比较的公平性.

仿真结果如图 4 ~ 图 7 所示. MPC 使用的模型是 0.5 kg 情况下的理想模型,因此当负载为 1.0 kg 时,控制器的性能会下降, PD 控制器的性能也会下降,因为相同的参数无法适应不同的负载任务.从图 4 ~ 图 7 结果可以看出, MPC 和 NN MPC 方法比 PD 控制器表现优越.当负载变化时,从图 5 和图 7 可以看出, NN MPC 控制器表现出比 PD 控制器和 MPC 控制器更好的性能,同时表明了 NN MPC 控制器中使用的 NN 模型具有一定的鲁棒性,所以该控制器的性能比 MPC 方法更优越.

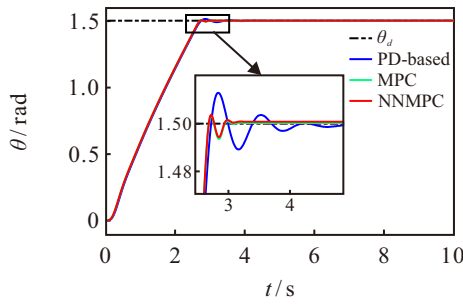


图4 系统阶跃响应(0.5 kg 负载)

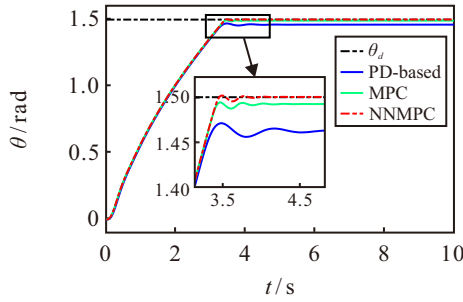


图5 系统阶跃响应(1.0 kg 负载)

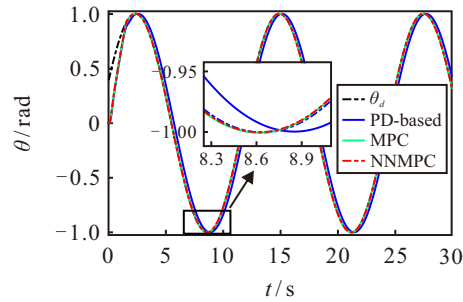


图6 系统正弦响应(0.5 kg 负载)

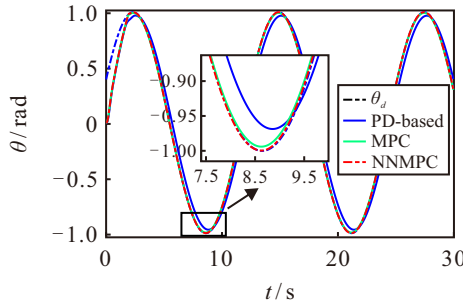


图7 系统正弦响应(1.0 kg 负载)

3.1.3 NN MPC 算法实验

实验过程中, NN MPC 控制器的预测步数为 5, 控制步数为 1, 控制器参数为 $\alpha = 120$, $\beta = 0.04$, $\gamma = 0.7$, $\eta = 0.1$. 求解过程使用 IPOPT 求解器, 求解时间在 2 ms 左右, 满足实时性需求. 由于系统精确的模型未知, 基于模型的算法和经典的 MPC 算法无法在实验中实现. PD 控制器是工程中最常用的控制方法, 比较具有代表性, 因此设计基于 PD 的位置-速度-力矩混合控制器, 用于与 NN MPC 控制器的性能对比. 为了保证实验的公正性, 基于 PD 控制器的参数是经过多次实验调节出的最优参数, 该控制器

表4 关节 PD 控制器参数

PD参数	位置	速度	力矩
比例参数	80	0.03	0.01
微分参数	0.01	0.001	0.0001

参数如表 4 所示.

实验结果如图 8 ~ 图 10 所示. 从图中结果可以看出, 使用 NN MPC 控制算法可以很好地实现位置、速度、力矩的跟踪, 基于 PD 的控制器误差相对于 NN MPC 算法大很多, 平均误差如表 5 所示. 从表 5 可以看出, NN MPC 方法的精度远远比基于 PD 的方法高, 验证了该算法的优越性.

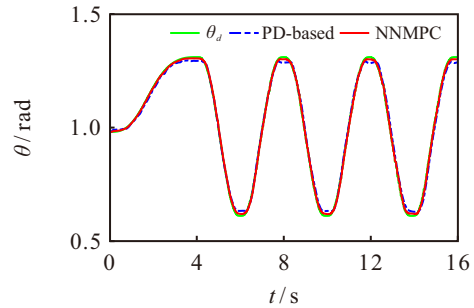


图8 关节空间位置跟踪结果

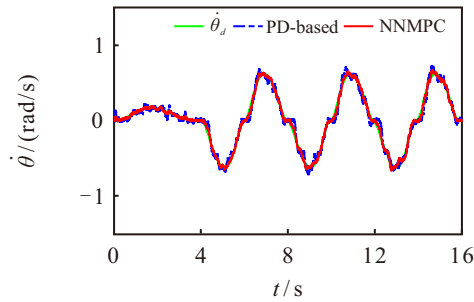


图9 关节空间速度跟踪结果

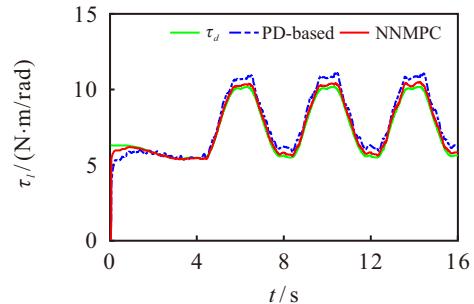


图10 关节空间力矩跟踪结果

表5 NN MPC 和 PD 控制器平均误差

平均误差	位置/rad	速度/(rad/s)	力矩/(N·m/rad)
NN MPC	0.0047	0.0197	0.159
PD	0.0119	0.046	0.506

综上所述, 该小节通过实验和仿真验证了 NN MPC 算法的可行性和优越性, 结果表明 NN MPC 控制器具有较高的控制精度, 且性能优于基于 PD 的控制器和 MPC 控制器.

3.2 笛卡尔空间轨迹跟踪控制仿真与实验

3.2.1 笛卡尔空间轨迹跟踪控制算法仿真

第3.1节通过仿真和实验表明了NNMPC控制器的性能,本节基于该关节控制器设计仿真实验,机械臂模型参数采用HEBI公司提供的6-DoF机械臂参数.在仿真中,参考轨迹为笛卡尔空间的正方形,空间中正方形4个点的坐标分别为 $[0.485, 0, 0.1]$ m, $[0.585, 0, 0.1]$ m, $[0.485, 0, 0.2]$ m, $[0.585, 0, 0.2]$ m.首先规划出笛卡尔空间该正方形点到点的轨迹,然后分别采用无补偿轨迹跟踪、基于位置补偿的轨迹跟踪(作为基准控制器)和本文提出的基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制算法跟踪期望轨迹.机械臂中的科氏力和摩擦力项相对关节控制器而言是未知的,相当于外部干扰.为了进一步验证控制器的稳定性和抗干扰性,在系统连杆侧添加额外的 $[-1, 1]$ N·m的随机扰动项.

为了确保仿真实验的公平性,控制器参数均是通过经验精心调节的最优参数.仿真过程中的关节NNMPC控制器参数如表6所示.

表6 仿真中关节NNMPC控制器参数

参数	关节1	关节2	关节3	关节4	关节5	关节6
α	80	140	80	60	25	10
β	0.03	0.04	0.05	0.1	0.04	0.02
γ	0.5	0.8	0.7	0.6	0.3	0.3
η	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

基于关节位置补偿的轨迹跟踪控制算法(式(11))的参数设置如下所示:

$$\mathbf{k}_p = \text{diag}(150, 150, 150, 10, 10, 10),$$

$$\mathbf{k}_d = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.001, 0.1, 0.1, 0.1).$$

基于力矩补偿的轨迹跟踪控制算法(式(12)和(14))的参数设置如下所示:

$$K_p = \text{diag}(150, 150, 150, 10, 10, 10),$$

$$K_i = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.001, 0.1, 0.1, 0.1),$$

$$K_d = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.01, 0.3, 0.1, 0.1),$$

$$K_t = \text{diag}(1.5, 1.5, 1.5, 1.3, 1.3, 1.3).$$

笛卡尔空间轨迹跟踪仿真如图11所示.图中结果显示,基于笛卡尔空间力补偿的算法跟踪性能最好,其次是基于位置补偿的轨迹跟踪控制方法,而无补偿的轨迹跟踪控制效果较差.

综上所述,仿真结果表明基于笛卡尔空间力补偿的算法可以有效地补偿干扰和未知项引起的误差,提升了轨迹跟踪精度,具有较好的鲁棒性.基于位置补偿的方法容易受到扰动的影响产生抖动,进而表明了基于力补偿方法的优越性.

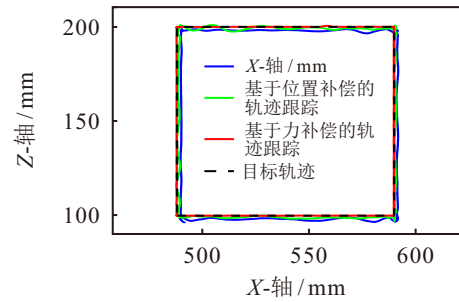


图11 笛卡尔空间轨迹跟踪仿真结果

3.2.2 笛卡尔空间轨迹跟踪控制算法实验

实验平台采用HEBI公司的6-DoF协作机械臂.在实验中,笛卡尔空间参考轨迹为正方形,实验过程与仿真中类似.关节NNMPC控制器参数如表7所示,实验中的参数均是根据经验精心调节的最优参数,以保证实验的公平性.

表7 实验中关节NNMPC控制器参数

参数	关节1	关节2	关节3	关节4	关节5	关节6
α	70	120	60	40	15	5
β	0.03	0.04	0.05	0.2	0.06	0.05
γ	0.4	0.7	0.5	0.3	0.25	0.25
η	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

基于关节位置补偿的轨迹跟踪控制算法(式(11))的参数设置如下所示:

$$\mathbf{k}_p = \text{diag}(220, 200, 200, 10, 10, 10),$$

$$\mathbf{k}_d = \text{diag}(0.1, 0.1, 0.001, 0.1, 0.1, 0.1).$$

基于力矩补偿的轨迹跟踪控制算法(式(12)和(14))的参数设置如下所示:

$$K_p = \text{diag}(220, 200, 200, 10, 10, 10),$$

$$K_i = \text{diag}(0.1, 0.01, 0.001, 0.1, 0.1, 0.1),$$

$$K_d = \text{diag}(9, 0.01, 0.01, 0.3, 0.1, 0.1),$$

$$K_t = \text{diag}(1.3, 1.3, 1.3, 1.3, 1.3, 1.3).$$

实验结果如图12所示.可以看出,本文提出的基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制算法表现最佳,其次是基于位置补偿的控制算法,而没有上层控制器的算法表现最差.

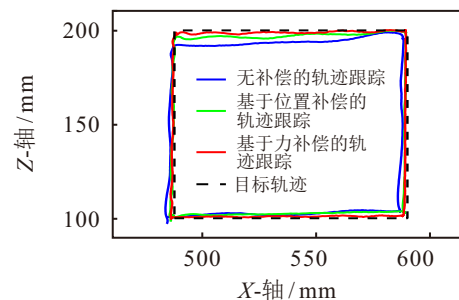


图12 笛卡尔空间轨迹跟踪实验结果

为了更全面地评价跟踪性能,定义X轴和Z轴

误差的平方和根 $e_t = \sqrt{e_x^2 + e_z^2}$ 为整体误差, 并将其作为轨迹跟踪性能评价指标. 其中: e_x 表示 X -轴位置跟踪误差, e_z 表示 Z -轴位置轨迹跟踪误差, e_t 表示整体误差. 图 13 绘制了 3 种控制方法的轨迹跟踪整体误差. 从图中可以明显看出, 基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制器表现出最小的整体误差, 平均误差仅为 1.86 mm, 最大误差仅为 3.19 mm. 相对于无补偿轨迹跟踪和基于位置补偿的轨迹跟踪算法, 轨迹跟踪性能有了显著提升, 精度分别提高了 2.91 mm 和 1.77 mm.

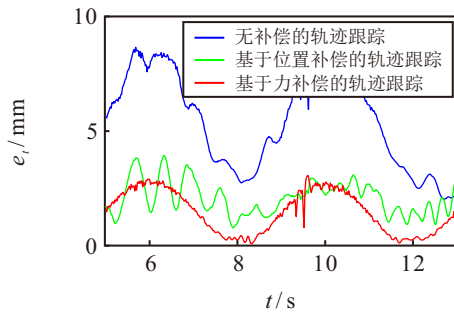


图13 笛卡尔空间轨迹跟踪整体误差

4 结论

为了解决柔性关节机械臂在笛卡尔空间轨迹跟踪性能较差的问题, 本文设计了一种笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制算法. 首先, 介绍了基于 NN MPC 的关节空间位置-速度-力矩混合控制器的设计; 然后, 基于该关节控制器, 结合 PID 控制思想, 设计了基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪控制算法; 最后, 通过仿真和实验验证了该方法的可行性和优越性. 结果表明, 所提出的关节空间 NN MPC 算法性能较好, 优于基于 PD 的控制算法和 MPC 控制算法; 基于笛卡尔空间力补偿的轨迹跟踪算法具有较高的控制精度, 整体精度为 1.86 mm, 相对于无前馈补偿的算法和基于位置前馈补偿的轨迹跟踪控制算法, 精度分别提升了 2.91 mm 和 1.77 mm.

参考文献 (References)

- [1] Hewing L, Wabersich K P, Menner M, et al. Learning-based model predictive control: Toward safe learning in control[J]. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 2020, 3: 269-296.
- [2] Ngo V T, Liu Y C. On tracking control of robot manipulator with flexible joints in operational space[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2023, 56(2): 1307-1312.
- [3] Visioli A, Legnani G. On the trajectory tracking control of industrial SCARA robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2002, 49(1): 224-232.
- [4] Loucif F, Kechida S, Sebbagh A. Whale optimizer algorithm to tune PID controller for the trajectory tracking control of robot manipulator[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2019, 42(1): 1-10.
- [5] 杨亮, 陈勇, 刘治. 基于参数不确定机械臂系统的自适应轨迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2019, 34(11): 2485-2490.
(Yang L, Chen Y, Liu Z. Adaptive trajectory tracking control for manipulator with uncertain dynamics and kinematics[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(11): 2485-2490.)
- [6] Tong M S, Lin W Y, Huo X, et al. A model-free fuzzy adaptive trajectory tracking control algorithm based on dynamic surface control[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2020, 17(1): 578-587.
- [7] 江达, 蔡志勤, 刘忠振, 等. 基于稀疏学习的连续型机械臂自适应控制器[J]. *控制与决策*, 2023, 38(9): 2563-2568.
(Jiang D, Cai Z Q, Liu Z Z, et al. Sparse-learning-based adaptive controller for the space continuum manipulator[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(9): 2563-2568.)
- [8] Zhai J Y, Xu G. A novel non-singular terminal sliding mode trajectory tracking control for robotic manipulators[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2021, 68(1): 391-395.
- [9] Bankole A T, Mu'azu M B, Igbonoba E E C. Trajectory tracking of a data-based model of a two-link robotic manipulator using model predictive controller[J]. *Engineering Proceedings*, 2023, 37(1): 100-112.
- [10] 王杰, 沈艳霞. 机械臂自适应精确时间滑模控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(6): 1918-1926.
(Wang J, Shen Y X. Adaptive exact-time sliding mode control for manipulator[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(6): 1918-1926.)
- [11] Carron A, Arcari E, Wermelinger M, et al. Data-driven model predictive control for trajectory tracking with a robotic arm[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(4): 3758-3765.
- [12] Yan Y G, Tang M N, Wang W J, et al. Predictive control of robot arm trajectory tracking based on control Lyapunov function[C]. *International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics*. Sanya, 2023: 977-982.
- [13] Xu S Y, Wu Z, Chu Z Y, et al. Iterative flexibility compensation based high precision trajectory tracking for industrial manipulators[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, 361(13): 107049.
- [14] Xu J, Li D, Zhang J. Extended state observer based dynamic iterative learning for trajectory tracking control of a six-degrees-of-freedom manipulator[J]. *ISA Transactions*, 2023, 143: 630-646.
- [15] Wang H M, Zhang Y, Zhao Z H, et al. Finite-time disturbance observer-based trajectory tracking control for flexible-joint robots[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2021, 106(1): 459-471.

- [16] Mahmoodabadi M J, Nejadkourki N. Trajectory tracking of a flexible robot manipulator by a new optimized fuzzy adaptive sliding mode-based feedback linearization controller[J]. *Journal of Robotics*, 2020, 2020: 8813217.
- [17] Chen S Y, Wen J T. Neural-learning trajectory tracking control of flexible-joint robot manipulators with unknown dynamics[C]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Macau, 2019: 128-135.
- [18] Wang X, Hou B L. Trajectory tracking control of a 2-DOF manipulator using computed torque control combined with an implicit Lyapunov function method[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, 32(6): 2803-2816.
- [19] Roveda L, Forgione M, Piga D. Robot control parameters auto-tuning in trajectory tracking applications[J]. *Control Engineering Practice*, 2020, 101: 104488.
- [20] Bilal D K, Unel M. Increasing trajectory tracking accuracy of industrial robots using SINDYc[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, 54(4): 13-18.
- [21] Spong M W. Adaptive control of flexible joint manipulators[J]. *Systems & Control Letters*, 1989, 13(1): 15-21.
- [22] Lin T, Horne B G, Giles C L. How embedded memory in recurrent neural network architectures helps learning long-term temporal dependencies[J]. *Neural Networks*, 1998, 11(5): 861-868.
- [23] Wächter A, Biegler L T. On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming[J]. *Mathematical Programming*, 2006, 106(1): 25-57.
- [24] Andersson J A E, Gillis J, Horn G, et al. CasADi: A software framework for nonlinear optimization and optimal control[J]. *Mathematical Programming Computation*, 2019, 11(1): 1-36.
- [25] Kingma D, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization[J/OL]. 2014, arXiv: 1412.6980.

作者简介

张安龙 (1990-), 男, 博士生, 主要研究方向为机器人关节控制、机械臂控制、基于学习的模型预测控制, E-mail: anlongzhang@hdu.edu.cn;

林志赞 (1976-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为多智能体理论、分布式人工智能、自主无人系统与智能机器人, E-mail: linzy@sustech.edu.cn;

王博 (1988-), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为无人集群协同估计与控制、机器人与无人系统、多智能体强化学习, E-mail: wangbo@hdu.edu.cn;

韩志敏 (1988-), 女, 副研究员, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为多智能体系统协调控制、网络化系统, E-mail: hanzm@hdu.edu.cn.