

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206010

基于轨迹测量与人机映射的六自由度机械臂运动追踪模型^{*}

林麒光¹ 刘宇² 李杰¹ 刘小峰¹

(1. 河海大学物联网工程学院 常州 213000; 2. 北京师范大学珠海校区复杂系统国际科学中心 珠海 519087)

摘要:本研究提出了一种基于六自由度机械臂的遥操作人机系统,旨在设计一种不依赖穿戴设备且直观易用的操控方式。该系统使用 Kinect V1 摄像头及 UR3 机械臂,以 Microsoft 骨骼识别库作为基本的人体姿态识别方法,通过人体手臂与机械臂关节的映射,实现机械臂实时追踪人体手臂动作的任务。同时,采用非线性模型预测控制(NMPC)算法对机械臂运动控制进行优化,并设定模糊规则来实现 NMPC 参数的自适应调整。实验结果表明,在 NMPC 的优化作用下,机械臂在 x 及 z 两个平动方向的平均位移误差和 3 个转动方向的平均旋转误差以及关节角变化量平均误差都有了显著的降低。测试结果也表明,机械臂整体动作跟随效果良好,验证了本文提出的映射规则和运动学模型的准确性,以及模糊 NMPC 控制器的有效性。

关键词: 机械臂;运动学;人机映射;遥操作;NMPC

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Motion tracking model of 6-DOF manipulator based on trajectory measurement and human-machine mapping

Lin Qiguang¹ Liu Yu² Li Jie¹ Liu Xiaofeng¹

(1. College of IOT Engineering, Hohai University, Changzhou 213000, China;

2. International Academic Center of Complex Systems, Beijing Normal University, Zhuhai 519087, China)

Abstract: This study proposes a teleoperation system based on a six-degree-of-freedom robot arm, aiming to design a non-wearable and intuitive control method. The system uses a Kinect V1 camera and a UR3 robot arm, with the Microsoft skeleton recognition library as the basic method for human pose recognition. By mapping the human arm to the robot arm joints, the robot arm can track the motion of the human arm in real-time. Meanwhile, the nonlinear model predictive control (NMPC) algorithm is used to optimize the robot arm motion control, and fuzzy rules are set to achieve adaptive adjustment of NMPC parameters. The experimental results show that under the optimization of NMPC, the robot arm has significantly reduced average displacement and rotation errors in both the x and z translation directions and the three rotational directions, as well as average error in joint angle changes. The test results also demonstrate that the overall motion tracking performance of the robot arm is good, verifying the accuracy of the proposed mapping rules and kinematic model, as well as the effectiveness of the fuzzy NMPC controller.

Keywords: manipulator; kinematics; man-machine mapping; remote operation; NMPC

0 引言

操控机械臂是一项复杂而专业的任务,通常需要专

门培训或相关背景知识才能安全高效地执行^[1-2]。机械臂产品多是为工业应用而设计的,关于非专业人员如何在家庭、商业、医疗或其他场景下,像使用吸尘机器人、智能音箱或送餐机器人一样,轻松安全地操作机械臂,尚且

收稿日期: 2022-11-15 Received Date: 2022-11-15

^{*} 基金项目:国家重点研发计划(2018AAA0100803)、国家自然科学基金(62203150, 62276090)、江苏省前沿引领计划(CZ521001612)、江苏重点研发计划(BK20192004B, BE2018004-04)、中国博士后科学基金(2021M701051)、江苏省卓越博士后计划(2022ZB192)、常州市重点研发计划-应用基础研究项目(CJ20220051)、广东省林业科技创新项目(2020KJCX005)、生物电子学国家重点实验室开放基金(IPM1914)项目资助

缺乏相关研究。为用户设置几个预定义的动作以供选择,可以实现简单易用,但这种方法在功能方面过于局限,不能达到使用机械臂的最初目的,即执行各种复杂的任务。另一方面,允许用户通过示教板或类似控制器来控制机械臂需要一些培训成本,因为末端执行器的运动涉及3个平移方向和3个旋转方向,而且关节角度和末端执行器运动之间的关联对于非专业人员来说不直观。总之,更先进的控制方案有待开发。

利用动作捕捉(简称动捕)方法遥控机器人的系统称为人机动作映射系统。现有的、成熟的动捕系统,绝大部分为穿戴式^[3],实现手段分为光学和非光学。光学动捕系统(例如 Vicon、NOKOV 等)对人体姿态的捕获精度高,但设备昂贵,其他缺点还包括:有效范围受限于光学传感器的可视范围,且易受光照、遮挡等因素干扰^[4-5]。非光学动捕可利用惯性导航来实现^[6],该方法不受场地限制,但对算法要求高。在这些已有的动捕研究的基础上,若能够摆脱穿戴设备的限制,将是一种简便而理想的机械臂操控方案。

基于上述背景,本文通过非穿戴式动捕,设计了一种直观的、实时的、简便易用的机械臂操纵方案。本方案不涉及示教板或其他控制器,因而使用者仅需要极低的训练成本,即可熟练遥控机械臂来执行任务。

本系统中,机械臂跟随人手臂的运动存在超调和抖动等问题,控制精度不高,因此,进一步开发了相应的控制优化算法。模型预测控制(model predictive control, MPC)可以很好地解决控制优化问题,其反馈校正机制能够较好地解决超调、抖动和延迟等问题。MPC 可推广到非线性控制系统^[7]、多变量控制系统、混杂控制系统等等,这些控制系统的稳定性、性能指标和鲁棒性是当下控制理论与控制工程研究的前沿课题^[8-9]。适用于 MPC 的线性模型包括:直流电机模型^[10]、飞行器姿态控制模型^[11]、汽车横向控制模型^[12]、石化化工过程控制模型^[13]、热力学系统控制模型^[14]等。非线性模型预测控制(nonlinear model predictive control, NMPC)是基于 MPC 发展而来的一种控制方法。MPC 最初被提出用于线性系统的控制,在实际应用中被广泛使用,但是,许多实际系统是非线性的,因此需要开发一种扩展 MPC 以支持非线性系统的方法。NMPC 是为解决这个问题而发展的,它在 MPC 的基础上引入了非线性模型,并采用数值优化算法来处理非线性性质。NMPC 可以应用于广泛的非线性系统,并且在实际应用中证明是一种有效的控制方法。适用于 NMPC 的非线性模型包括:机器人运动学和动力学模型^[15]、生物医学系统控制模型^[16]、模糊控制模型^[17]、网络控制模型^[18]、复杂的工业控制模型^[19]。

本文的贡献在于:1)设计了一套通过非穿戴式动捕方法来控制机械臂的系统,这是一种直观的、实时的、灵

活的、易用的机械臂操纵方案;2)基于 NMPC 框架推导和设计了控制优化算法,使其适用于具有高维非线性特点的机械臂运动学模型和抓取任务。

1 运动学建模

本文所提出的基于人机映射系统的遥操作模型如图 1 所示。摄像头识别人体动作,通过 PC 向机械臂发出控制指令,循环这一过程将使机械臂与人手臂做一致的连续动作。硬件条件为 UR3 机械臂和 KinectV1 摄像头;软件方面,使用了 Microsoft 的骨骼识别库。另外,根据 NMPC 框架设计了控制优化算法,为系统提供外环稳定。在本系统中,人手臂动作是机械臂运动的依据,视觉动捕是收集人手臂动作的手段,而机械臂受遥控运动是最终目的。

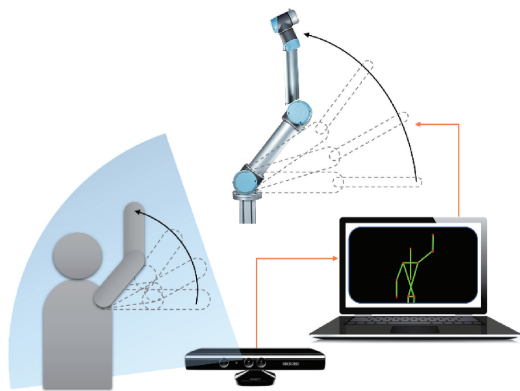


图 1 研究内容示意图

Fig. 1 Schematic diagram of research contents

定义六自由度机械臂的工具末端(end effector, EE)的状态空间为 $\mathbf{x} = [x, y, z, rx, ry, rz]$, 其中 x, y, z 表示机械臂 EE 在以基坐标表示的笛卡尔空间中的位置, rx, ry, rz 表示 EE 朝向的欧拉角的 3 个分量。

研究表明,当状态空间变换时,可以直观地得到机械臂的平动状态变化量,非常容易求解。但对于转动状态的变化量,必须通过正向或逆向运动学求解欧拉角和转动状态的关系。为方便求解,将状态空间 X 分为 2 个状态子空间 $\mathbf{x}_1 = [x, y, z]$ 和 $\mathbf{x}_2 = [rx, ry, rz]$, 分别表示 EE 平动状态和转动状态,并分别求解平动变化及转动变化。

本研究中所用的拆分状态空间的方式,比起主流的变换矩阵 T 求解方法,优势在于将较大的计算量拆解为了计算量较小的子问题,逆解过程更简便。缺点则是求解步骤增多。

1.1 正运动学

正向运动学即通过关节角变化量求解运动链末端在空间中的平动及转动变化。物体在笛卡尔空间中位置由

xyz 表示,而朝向可由 Eula 角(即绕自轴旋转)表示为 $R_{ZYX}(\gamma,\beta,\alpha)$ 或 RPY 方法(即绕定轴旋转)表示为 $R_{XYZ}(\alpha,\beta,\gamma)$,两种表示法可以等价转换为旋转矩阵 R : $R = R_{XYZ}(\alpha,\beta,\gamma) = R_{ZYX}(\gamma,\beta,\alpha) = R_z(\gamma)R_y(\beta)R_x(\alpha)$,其中分量旋转矩阵 R_x, R_y, R_z 分别为:

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix}$$

(1)

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix}$$

(2)

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos\gamma & -\sin\gamma & 0 \\ \sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(3)

式中: α, β, γ 是欧拉角偏移 x, y, z 轴的角度分量。通过旋转矩阵可表示任意的坐标轴旋转变换:

$$\begin{bmatrix} rx' \\ ry' \\ rz' \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} rx \\ ry \\ rz \end{bmatrix}$$

(4)

即

$$\mathbf{x}_2'^T = R \cdot \mathbf{x}_2^T$$

(5)

式中: $\mathbf{x}_2' = [rx', ry', rz']$ 为转动结果状态, $\mathbf{x}_2 = [rx, ry, rz]$ 为转动开始状态。而平动变换即为 xyz 状态分别增加平移量即可,不再赘述。

比起四元数表示法,使用旋转矩阵 R 表示同样避免了旋转顺序的歧义,同时避免了四元数的万向节死锁。缺点是不能插值,另外必须使用 3 维单位阵存储,比起四元数仅需 4 个值,消耗更多存储空间,计算更复杂。

1.2 逆运动学

逆运动学即已知机械臂工具末端在笛卡尔空间中的目标位置,求解由当前位置到达目标位置过程中,机械臂各个关节所需的关节角度变化量,从而给定机械臂关节角输入,让其按期望的方式运动,使得工具末端到达目标点。

式(6)~(8)简述逆向运动学的推导过程:

$$Rr(x,y) = \begin{cases} \arctan\left(\frac{x}{y}\right), & y > 0 \\ \arctan\left(\frac{x}{y}\right) + \pi, & x \geq 0, y < 0 \\ \arctan\left(\frac{x}{y}\right) - \pi, & x < 0, y < 0 \\ +\frac{\pi}{2}, & x > 0, y = 0 \\ -\frac{\pi}{2}, & x < 0, y = 0 \\ unsolvable, & x = 0, y = 0 \end{cases}$$

(6)

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$$

(7)

式(6)为旋转矩阵逆解为角度的可能情况,式(7)为旋转矩阵 R ,通过式(6)和(7)计算欧拉角的 3 个分量:

$$\begin{cases} \alpha = Rr(r_{32}, r_{33}) \\ \beta = Rr(-r_{31}, \sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2}) \\ \gamma = Rr(r_{21}, r_{11}) \end{cases}$$

(8)

根据变换矩阵各个元素的情况不同,式(8)存在多解或无解,产生这种情况的机械臂状态称作奇异位。运动过程中的奇异位,本质是无法解得一组关节状态使得机械臂末端到达预期位置,从而控制器发出错误指令,命令关节速度无限大,造成损害,这是控制规划时必须考虑和回避的。

1.3 机械臂运动学

本文采用主流的机器人建模方法:DH (denavit-hartenberg)表示法^[20-21]来实现 UR3 机械臂建模。

如图 2 所示,本文将 UR3 机械臂抽象为物理学建模,此建模方式显示出所有 6 自由度机械臂的共有特征、属性及参数,其应用不局限于本项目所用的 UR3 机械臂。表 1 为图 2 所对应的 DH 参数,其中 α 是绕 x 轴旋转的角度, a 是沿 x 轴正方向移动的距离; θ 是绕 z 轴旋转的角度, d 是沿 z 轴正方向移动的距离。根据右手定则确定旋转正方向,yoz 平面为初始的 0° 旋转面。

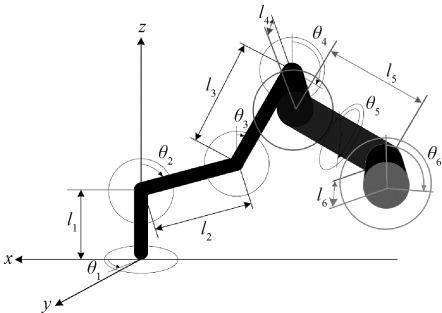


图 2 六自由度机械臂抽象建模
Fig. 2 Abstract modeling of 6-DOF manipulator

表 1 DH 参数表
Table 1 DH parameter

Link	α	a	d	θ
1	$\pi/2$	0	l_1	θ_1
2	0	l_2	0	θ_2
3	0	l_3	0	θ_3
4	$\pi/2$	0	l_4	θ_4
5	$-\pi/2$	0	l_5	θ_5
6	0	0	l_6	θ_6

其中,连杆无法被与其同方向的旋转轴改变方位,亦无法被其从动轴改变方位(例如轴 θ_5 无法改变连杆 l_1, l_2, l_3 的方位),总结连杆与轴之间的关系: $l_1 - (\theta_1, \theta_2), l_2 - (\theta_1, \theta_2), l_3 - (\theta_1, \theta_3), l_4 - (\theta_1, \theta_4), l_5 - (\theta_1, \theta_4), l_6 - (\theta_1, \theta_5)$ 。

于是在基坐标系中,EE 初始位置为: $\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} =$

$$\begin{bmatrix} l_4 - l_6 \\ 0 \\ l_1 + l_2 + l_3 + l_5 \end{bmatrix}; \text{初始朝向: } \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3\pi/2 \\ 3\pi/2 \end{bmatrix}$$

EE 移动后的位置为:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -(l_2s_2 + l_3s_3 + l_5s_4)s_1 + l_4c_1 - l_6c_5c_1 \\ (l_2s_2 + l_3s_3 + l_5s_4)c_1 + l_4s_1 + l_6c_5s_1 \\ l_2c_2 + l_3c_3 + l_5c_4 + l_6s_5 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, s_i 代表 $\sin\theta_i$, c_i 代表 $\cos\theta_i$ 。

2 基于 NMPC 的人机动作映射模型

2.1 NMPC 控制器设计

模型预测控制是一种基于模型的控制算法,其核心思想是预测模型、滚动优化、反馈校正,通过预测未来输出、比较已输出的结果和模型的误差来调整控制律^[22-23]。本文根据机械臂高维非线性的特性来设计 NMPC 模型,将目标函数设计为:

$$\begin{cases} F(k) = \sum_j^{N_p} D(k+j|k) QD(k+j|k) \\ \mathbf{u} = \arg\min(F(k)) \end{cases} \quad (10)$$

约束条件设置为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k|k) = \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{u}(k+j|k) = \mathbf{u}(k+N_c|k) \\ \mathbf{x}(k+j+1|k) = f(\mathbf{x}(k+j|k), \mathbf{u}(k+j|k)) \\ \mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}(k+j+1|k) \leq \mathbf{x}_{\max} \\ \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u}(k+j|k) \leq \mathbf{u}_{\max} \\ N_c \leq j \leq N_p - 1 \end{cases} \quad (11)$$

其中, D 是笛卡尔空间中 EE 与预期几何路径之间的欧氏距离 D , 根据 UR3 机械臂的可运动范围, $D_{\min} = 0$, $D_{\max} = 500$ mm。 N_c 为控制时域 ($0 < N_c \leq N_p$), N_p 为预测时域, 在每个采样时刻 k , 当前状态 $\mathbf{x}(k|k)$ 作为初始条件 \mathbf{x}_0 , 通过式 (11) 计算出控制时域下的一系列最优输入 $\mathbf{u}(k|k), \mathbf{u}(k+1|k), \dots, \mathbf{u}(k+j|k), \dots, \mathbf{u}(k+N_c|k)$, 将状态 \mathbf{x}_0 和控制量 \mathbf{u} 代入预测模型得到未来时刻系统状态

$\mathbf{x}(k+1|k), \mathbf{x}(k+2|k), \dots, \mathbf{x}(k+j|k), \dots, \mathbf{x}(k+N_c+1|k)$, 并将序列第 1 个状态 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 作为下一个循环的初始状态 \mathbf{x}_0 , 重复该过程, 循环实现滚动优化和反馈校正。

在迭代过程中, 加权参数 Q 用于调节 NMPC 控制的输入比重, 需要整定使得模型获得最佳性能, 由于 NMPC 实践场景复杂多样, 不同场景需根据不同的经验方法进行调参, 而本项目的机械臂跟踪场景, 尚未有特别有效的经验法来调试 Q 参数, 综合考虑, 本文通过大量的实验测试来整定参数 Q 。经反复测试, 发现当 D 值的正负零情况及绝对值范围不同, 对应给定不同 Q 参数, 可使模型表现良好。 D 为正值表示当前瞬间 EE 正远离期望路径, 负值表示当前瞬间 EE 正靠近预期路径, 0 表示当前瞬间 EE 与期望路径距离不变, 另外根据 D 绝对值的范围不同, 共有 15 种组合情况, 具体 Q 参数选取方式如表 2 所示, 在编码中, 使参数 Q 根据表中不同情况来决定相应的值, 以实现参数自适应整定。

表 2 Q 参数选取表

Table 2 Q parameter selection

D	0~ 0.005	0.005~ 0.015	0.015~ 0.025	0.025~ 0.04	0.04~ 0.1
+	2.0	2.0	1.8	1.8	1.6
0	2.0	2.0	1.8	1.6	1
-	2.0	1.8	1.6	1.2	1

在本研究中, 对状态 \mathbf{x} 和控制量 \mathbf{u} 的约束为非线性约束, 同时机械臂的微分运动属于高维非线性模型, 机械臂关节的微分运动到机械臂末端的 6 维位姿的微分运动通过雅可比矩阵来转换, 具体的微分过程如式 (12) 所示:

$$\begin{bmatrix} dx \\ dy \\ dz \\ \delta x \\ \delta y \\ \delta z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Robotics} \\ \text{Jacobian} \\ \text{Matrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d\theta_1 \\ d\theta_2 \\ d\theta_3 \\ d\theta_4 \\ d\theta_5 \\ d\theta_6 \end{bmatrix} \text{ or } \mathbf{X} = \mathbf{J} \cdot \mathbf{X}_\theta \quad (12)$$

式中: \mathbf{X} 为 EE 状态 \mathbf{x} 的微分状态, \mathbf{X}_θ 为 6 关节角的微分状态。机器人雅可比矩阵建立关节微分运动与 EE 微分运动之间的联系, 本文采用 Paul^[24] 提出的经典计算方式求解雅可比矩阵, 囿于篇幅限制, 具体计算过程不展开叙述。

NMPC 人机动作映射模型在编码中的逻辑如图 3 框图所示。在 NMPC 模型中, 以人体手臂关节运动作为参考输入, 与上一时刻控制输入相减, 差值作为优化增益参数输入最优化模型^[25], 输出量作为新的控制输入给定机械臂, 循环往复。

2.2 关节映射设计

人体手臂的 3 个关节 (肩、肘、腕) 存在 7 个自由

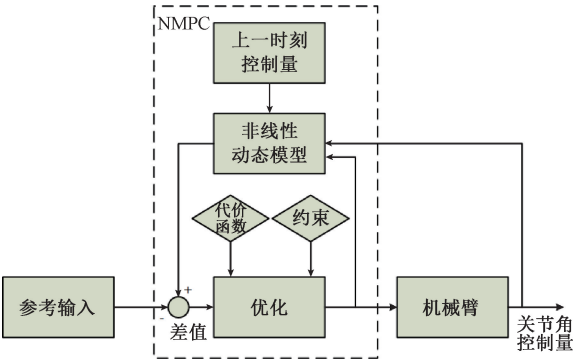


图 3 NMPC 人机映射模型软件框图

Fig. 3 Diagram of NMPC man-machine mapping model

度^[26],肩部包含 3 自由度:(a)大臂绕肩自转、(b)抬起及内摆手臂、(c)前后摆动手臂;肘部包含 2 自由度:(d)屈臂-伸臂、(e)小臂绕肘自转;手腕包含 2 个自由度:(f)左右摆动、(g)上下摆动。理论上,若不考虑人体手臂关节限制,仅需 3 个全量自由度便可使运动链末端(即手腕)达到笛卡尔空间中任意位置,此选择(b),(c),(d)作为映射参照目标,以 UR3 机械臂自底座向上的 3 个关节角(即图 2 中的 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$)作为主动映射方,与人体手臂的(b),(c),(d)自由度映射,考虑到关节运动最终导致运动链末端的运动,因此人体手臂和机械臂二者的运动链末端的跟随精度,也作为本算法的评判指标,表 3 定义了映射规则。

表 3 映射规则定义表

Table 3 Mapping rule definition

人臂部位	Ur3 关节	运动方式	映射	Ur3 运动范围	人臂运动范围
肩关节	#	大臂绕肩	#	#	-180°~180°
	θ_1	抬起/内收手臂	✓	-360°~360°	-180°~180°
	θ_2	前摆/后摆手臂	✓	-360°~360°	-60°~180°
肘关节	θ_3	屈臂/伸臂	✓	-360°~360°	30°~180°
	θ_4	外旋/内旋	#	-360°~360°	-90°~90°
腕关节	θ_5	左摆/右摆	#	-360°~360°	-30°~45°
	θ_6	上摆/下摆	#	$-\infty \sim \infty$	-90°~60°

3 实验结果及分析

通过人机动作映射跟踪实验,测试 UR3 机械臂对人体手臂动作的跟随效果,同时测试所设计的 NMPC 控制器对本模型的优化效果。系统中引用了 Microsoft 的骨骼识别库来实现动作捕捉功能。

实验硬件设备为:KinectV1 摄像头,UR3 六自由度机械臂,计算机。实验环境配置如图 4 所示,其中图 4(a)为 PC 端数据采集、骨骼识别及可视化结果的示意图,展示了捕获人体动作的效果,图 4(b)为摄像头视角的受试

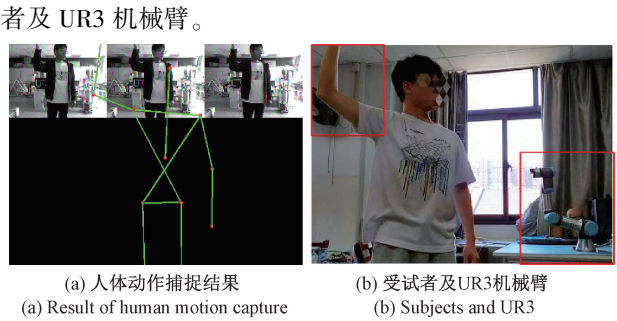


图 4 实验环境配置

Fig. 4 Experimental environment configuration

实验结果包括无 NMPC 优化和有 NMPC 优化的 2 种模型结果对照。数据属性包括 UR3 机械臂 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 的关节角变化情况,及 EE 的 6 维姿态(位移量: x, y, z ,旋转量 rx, ry, rz)变化情况;人臂肩部 2 自由度及肘部 1 自由度角度变化情况(这对应了机械臂的 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 关节),及人臂末端的 6 维姿态的变化情况(对应 EE 的 6 维姿态)。机械臂末端的参考系是基座,而人手臂参考系是肩部(以骨骼识别的肩部点位为准)。

实验进行了 10 组不同动作,对于每组不同动作,机械臂重复 10 次追踪实验,以测试本映射模型在多次重复实验下的统计学性能。囿于篇幅限制,仅展示 1 组动作的实验结果(图 5~图 10)。表 4 则展示了 10 次实验中位移量、旋转量及关节角变化量的最小平均误差和最大平均误差。

表 4 实验结果的平均误差统计表

Table 4 Statistical table of average error of experimental results

	无 NMPC 优化		有 NMPC 优化	
	Min	Max	Min	Max
x/mm	112.1	200.9	0	24.5
y/mm	0.5	3.8	1.5	38.2
z/mm	0	477.4	0.7	101.4
$rx/(^{\circ})$	0.9	49.6	0	1.3
$ry/(^{\circ})$	1.8	3.5	0	4.7
$rz/(^{\circ})$	18.3	19.2	0	11.3
$\theta_1/(^{\circ})$	167.9	199.6	0	2.8
$\theta_2/(^{\circ})$	0.1	3.4	0	3.1
$\theta_3/(^{\circ})$	0	39.2	0	31.4

其中,平均误差的计算方法是,在 1 个实验中,在每个时间 t 计算人手臂的末端 6 维姿态及 3 关节真值 $\mathbf{X}=[x, y, z, rx, ry, rz, \theta_1, \theta_2, \theta_3]$ (由摄像头测得)和机械臂的末端 6 维姿态及 3 关节真值 $\mathbf{Y}=[x, y, z, rx, ry, rz, \theta_1, \theta_2, \theta_3]$ (由机械臂关节返回值及 FK 求得),于是在 t 时刻,误差为 $\mathbf{E}=\|\mathbf{X}-\mathbf{Y}\|$ 。对于所有时间片,可以求得平均误差:

$$ME = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T E_t$$
。从无 NMPC 优化的 10 组实验的 ME 和

有 NMPC 优化的 10 组实验的 ME 中,分别取出的 6 维姿态和关节角的最大值和最小值,最终得到表 4 的结果。

结果表明,在有 NMPC 优化的情况下, y 方向的误差有些微增大, x 、 z 方向的平均位移误差分别降低了 112.1~176.4 mm, $-0.7\sim 376.0$ mm, r_x 、 r_y 、 r_z 这 3 个方向的平均旋转误差分别降低了 $0.9^\circ\sim 48.3^\circ$, $-1.2^\circ\sim 1.8^\circ$, $18.3^\circ\sim 7.9^\circ$, θ_1 、 θ_2 、 θ_3 三个关节角平均误差分别为 $167.9^\circ\sim 196.8^\circ$, $0.1^\circ\sim 0.3^\circ$, $0^\circ\sim 7.8^\circ$ 。跟踪误差均明显减小, NMPC 控制器的优化作用显著。

图 5~7 对比图 8~10,展示了 1 组右臂动作,在无 NMPC 优化和有 NMPC 优化模型作用下的实验结果,其中,虚线为人手臂末端运动姿态,实线为 10 次实验机械臂 EE 的平均运动姿态均值,灰色区域为 10 次实验的 3 倍标准误差带范围。

观察图表误差带,可以发现在没有 NMPC 优化的情况下, r_x 方向在实验初期有较大误差,但随后误差带呈现收缩状态,这表明随着时间增长, r_x 方向的误差有缩小的趋势,然而,其他方向的姿态跟踪均有较大误差,且误差带呈发散状,这表明着随着时间的增长,机械臂对人体手臂的跟踪精度呈逐步发散的趋势。而在有 NMPC 优化的情况下,误差带面积缩小,同时均未见发散状,证实了所设计 NMPC 控制器在多次试验下稳定的性能。

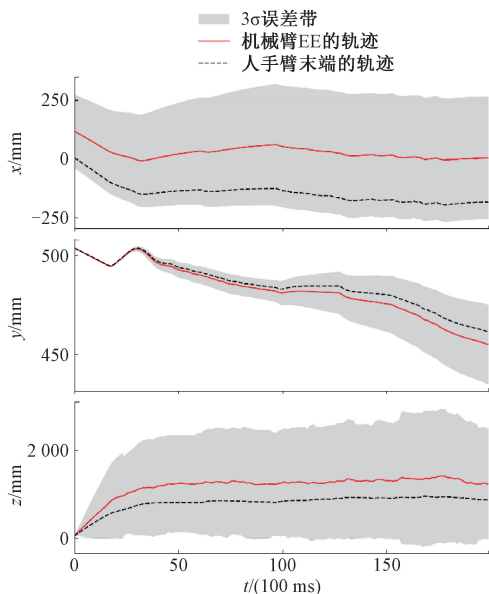


图 5 无优化模型的位移量结果

Fig. 5 Displacement results of unoptimized model

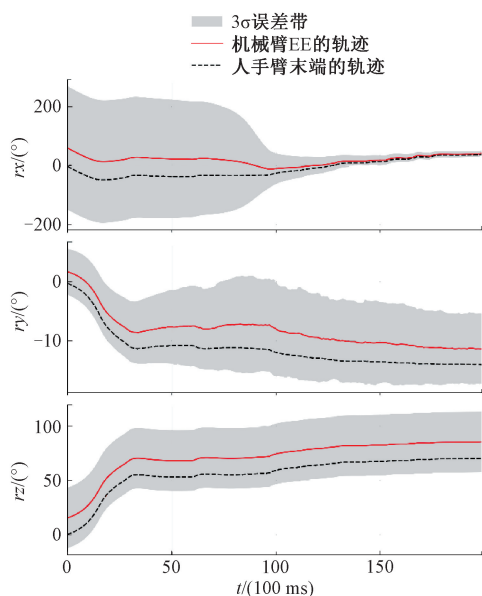


图 6 无优化模型的旋转量结果

Fig. 6 Rotation results of unoptimized model

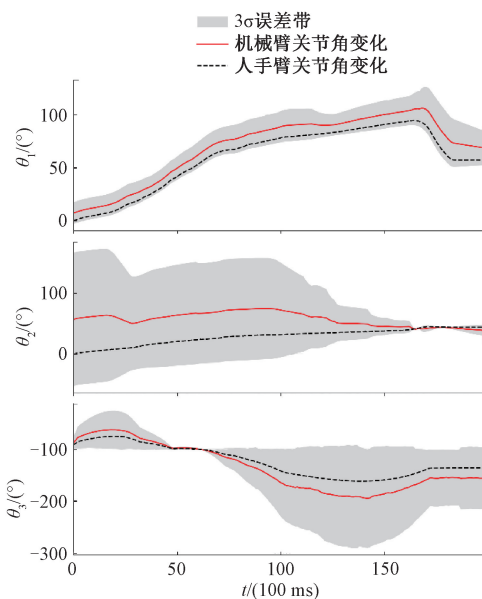


图 7 无优化模型的关节角变化结果

Fig. 7 Joint angles change results of unoptimized model

4 结论

本文通过非穿戴式动作捕捉方法,设计了一种直观的、实时的、简便易用的机械臂操纵方案。通过视觉方式

采集并识别人体动作,遥控机械臂与人手臂执行一致的动作,并通过改进 NMPC 算法实现了控制优化。同时对机械臂进行了运动学分析,建立了六自由度机械臂运动学模型及人机映射规则,针对机械臂运动控制任务的高维非线性特性,基于 NMPC 框架重新制定目标函数,同时实现了参数自适应整定。最后通过实验验证了所提出的人机动作映射模型的可靠性能。

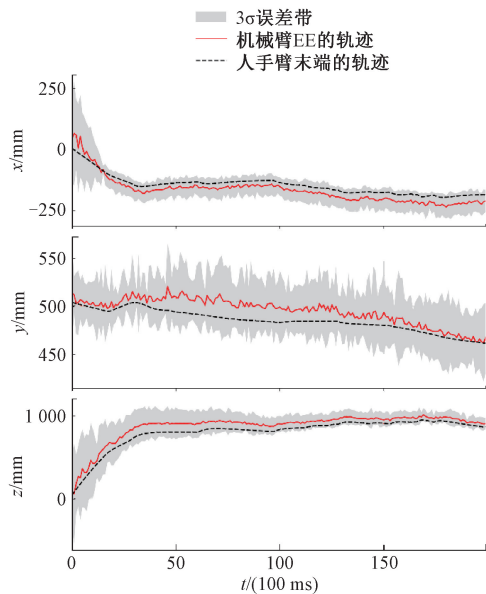


图 8 NMPC 优化模型的位移量结果

Fig. 8 Displacement results of NMPC optimized model

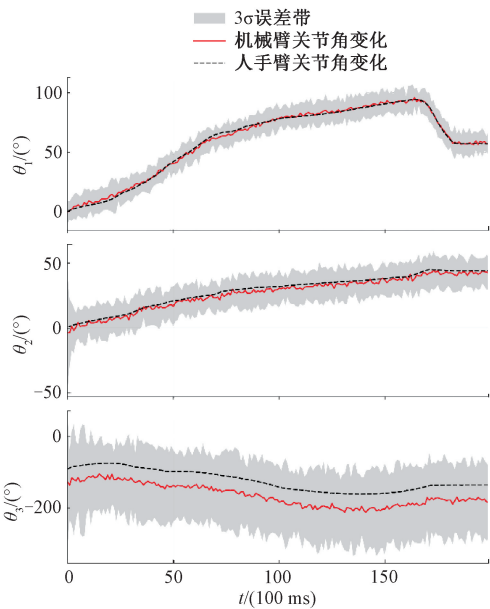


图 10 NMPC 优化模型的关节角变化结果

Fig. 10 Joint angles change results of NMPC optimized model

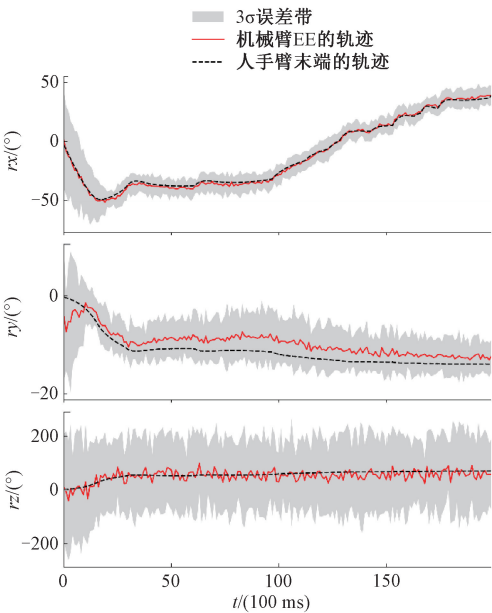


图 9 NMPC 优化模型的旋转量结果

Fig. 9 Rotation results of NMPC optimized model

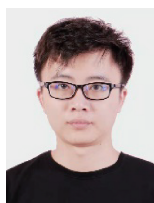
参考文献

[1] 马天兵, 杜菲, 熊能, 等. 柔性机械臂振动控制中的压电传感器故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(12): 1408-1413.
MA T B, DU F, XIONG N, et al. Fault diagnosis of piezoelectric sensor in vibration control of flexible manipulators[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(12): 1408-1413.

[2] 季晓明, 文怀海. 基于非线性终端滑模的码垛机械臂轨迹跟踪控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 105-111.
JI X M, WEN H H. Trajectory tracking control of stacking manipulator based on nonlinear terminal sliding mode [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 105-111.
[3] ALMETWALLY I, MALLEM M. Real-time teleoperation and tele-walking of humanoid robot nao using kinect depth camera[C]. IEEE International Conference on Networking, IEEE, 2013.
[4] PFISTER A, WEST A M, BRONNER S, et al. Comparative abilities of microsoft kinect and vicon 3D motion capture for gait analysis[J]. Journal of Medical Engineering and Technology, 2014, 38(5): 274-280.
[5] WINDOLF M, GÖTZEN N, MORLOCK M. Systematic accuracy and precision analysis of video motion capturing systems—exemplified on the Vicon-460 system [J]. Journal of Biomechanics, 2008, 41(12): 2776-2780.
[6] KOENEMANN J, BENNEWITZ M. Whole-body imitation of human motions with a nao humanoid[C]. 2012 7th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI), IEEE, 2012: 425-425.
[7] CHEN W H, BALLANCE D J, O'REILLY J. Model predictive control of nonlinear systems: Computational burden and stability[J]. IEE Proceedings-Control Theory and Applications, 2000, 147(4): 387-394.

- [8] 高翔, 鲁炳林, 白月建, 等. 基于电流环优化的双三相永磁同步电机双二阶模型预测控制[J]. 电子测量技术, 2021, 44(18):31-36.
GAO X, LU B L, BAI Y J, et al. Bi second order model predictive control of dual three-phase permanent magnet synchronous motor based on current loop optimization[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(18): 31-36.
- [9] MAYNE D Q, RAWLINGS J B. Correspondence: Correction to "Constrained model predictive control: Stability and optimality" [J]. Automatica (Journal of IFAC), 2001, 37(3): 483.
- [10] DANI S, SONAWANE D, INGOLE D, et al. Performance evaluation of PID, LQR and MPC for DC motor speed control [C]. 2017 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT), 2017.
- [11] BAUERSFELD L, SPANNAGL L, DUCARD G J J, et al. MPC flight control for a tilt-rotor VTOL aircraft[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(4): 2395-2409.
- [12] BORRELLI F, BEMPORAD A, FODOR M, et al. An MPC/hybrid system approach to traction control [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2006, 14(3): 541-552.
- [13] JIAO X, ZHU X, MING X, et al. A simplified dynamic matrix control for application of embedded real-time MPC [C]. International Conference on Information Science and Technology, IEEE, 2011: 1062-1065.
- [14] REHRL J, HORN M. Temperature control for HVAC systems based on exact linearization and model predictive control [C]. 2011 IEEE International Conference on Control Applications (CCA), IEEE, 2011.
- [15] RYBUS T, SEWERYN K, SASIADEK J Z. Control system for free-floating space manipulator based on nonlinear model predictive control (NMPC)[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2017, 85:491-509.
- [16] ACHARYA D, DAS D K. An efficient nonlinear explicit model predictive control to regulate blood glucose in type-1 diabetic patient under parametric uncertainties [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 71:103166.
- [17] OBLAK S, ŠKRJANC I. A comparison of fuzzy and CPWL approximations in the continuous-time nonlinear model-predictive control of time-delayed Wiener-type systems[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2006, 47(2): 125-137.
- [18] PICHE S, SAYYAR-RODSARI B. Nonlinear model predictive control using neural networks [J]. IEEE Control Systems, 2000, 20(3):53-62.
- [19] QIN S J, BADGWELL T A. Review of nonlinear model predictive control applications [C]. Nonlinear Model Predictive Control: Theory & Application, 2000.
- [20] LEWIS F L, ABDALLAH C T, DAWSON D N. Control of robot manipulators theory and practice [J]. Marcel Dekker Inc, 2004.
- [21] 严大亮, 张方, 王刚, 等. DH 坐标系中重载机器人参数辨识的研究 [J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11):76-81.
YAN D L, ZHANG F, WANG G, et al. Research on parameter identification of heavy-duty robot in DH coordinate system [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(11):76-81.
- [22] ALLGOWER F, FINDEISEN R, NAGY Z K. Nonlinear model predictive control: From theory to application[J]. Journal-Chinese Institute of Chemical Engineers, 2004, 35(3): 299-316.
- [23] 李峰, 吴智政, 钱晋武. 下肢康复机器人步态轨迹自适应控制 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 2027-2036.
LI F, WU ZH ZH, QIAN J W. Gait trajectory adaptive control of lower limb rehabilitation robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(9): 2027-2036.
- [24] PAUL R P. Robot manipulators: Mathematics, Programming, and Control: The Computer Control of Robot Manipulators[M]. The MIT Press, 1981.
- [25] 陈良港, 张方, 张建光, 等. 移动机械臂运动学建模与控制[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(1):35-40.
CHEN L G, ZHANG F, ZHANG J G, et al. Kinematic modeling and control of mobile manipulators[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(1): 35-40.
- [26] LIANG K. Collision-free motion planning for virtual human arm [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2012.

作者简介



林麒光, 2020 年于河海大学获得学士学位, 现于河海大学攻读学术型硕士研究生, 主要研究方向为机器人触觉感知与灵巧抓取。

E-mail: 707279071@qq.com

Lin Qiguang received his B. Sc. degree from Hohai University in 2020. Now he is a M. Sc. candidate in Hohai University. His main research interests include tactile

perception and dexterous grasping.



刘宇, 2010 年于四川大学获得学士学位, 2013 年于四川大学获得硕士学位, 2018 年于瑞典乌普萨拉大学获得博士学位, 现于北京师范大学珠海校区复杂系统国际科学中心担任副研究员, 主要研究方向为复杂系统数学建模、信息论及其应用。

E-mail: yu.ernest.liu@bnu.edu.cn

Liu Yu received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2010, M. Sc. degree from Sichuan University in 2013, and Ph. D. degree from Uppsala University, Sweden. Now he is an associate professor at International Academic Center of Complex Systems, Beijing Normal University at Zhuhai. His main research interests include mathematical modeling of complex systems, information theory and its applications.



李杰, 2010 年于华东交通大学获得学士学位, 2016 年于华东交通大学获得硕士学位, 2021 年于大连理工大学获得博士学位, 现于江苏省南京市河海大学物联网工程学院担任博士后研究员, 主要研究方向为运动捕捉、室内定位、惯性导航和定位以及步态

分析。

E-mail: jerry1165530693@163.com

Li Jie received his B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2010, M. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2016, and Ph. D. degree from Dalian University, in 2021. Now he is a postdoctoral research fellow of the IoT Engineering School of Hohai University. His current research interests include motion capture, indoor localization, inertial navigation and positioning, and gait analysis.



刘小峰 (通信作者), 1996 年于太原理工大学获得学士学位, 1999 年于太原理工大学获得硕士学位, 2006 年于西安交通大学获得博士学位, 现为河海大学物联网工程学院教授兼副院长, 主要研究方向为自然启发式导航及人机交互。

E-mail: xfliu@hhu.edu.cn

Liu Xiaofeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1996, M. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1999 and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2006, respectively. Now he is a professor and vice president of the IoT Engineering School of Hohai University. His main research interests include nature inspired navigation and human-robot interaction.