

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508744

3D 视觉引导无标定机械臂人机协同控制系统

王睿¹ 陈挺木² 曾辉雄³ 吴雨欣⁴ 高银⁵

(1. 上海第二工业大学智能制造与控制工程学院 上海 201209; 2. 福建省特种设备检验研究院 泉州 362000;
3. 中国科学院海西研究院 泉州 362216; 4. 上海第二工业大学智能制造与控制工程学院 上海 201209;
5. 中国科学院福建物质结构研究所 福州 350025)

摘要: 鉴于工业机械臂控制系统面临人机协同精度欠佳、动态响应迟缓以及安全约束匮乏这三项核心难题, 构思出一种依托于 3D 视觉引导的无标定机械臂协同控制系统。此系统别出心裁地整合轻量化深度学习感知与实时逆解运动学控制: 于感知层运用 MediaPipe Lite 卷积网络达成 30 fps 人体 33 关键点的探测, 并同步融合深度相机空间坐标以生成精确的 3D 关节数据; 在映射层开创动态肩部参考校准机制, 冲破传统标定的束缚, 结合工作空间的双重限制来确保运动安全; 在控制层构建几何闭式逆解模型(具备 0.8 ms 实时解算能力), 借由双线程异步架构将姿态检测与关节控制分离开来, 从根本上攻克响应延迟的瓶颈。经实验验证显示, 该系统于 JAKA Zu3 平台达成末端轨迹跟踪误差减小、动作延迟比率极低、关节超程率降为零, 适用于 160~190 cm 操作者的动态场景。日后可应用于诸如汽车装配线以及核废料处理等场景, 为柔性制造供给高适应性的人机协同模式。

关键词: 机械臂控制; 3D 视觉感知; 逆解运动学; 无标定映射; 人机协同

中图分类号: TP312; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

3D vision-guided calibration-free robotic arm human-machine collaboration control system

Wang Rui¹ Chen Tingmu² Zeng Huixiong³ Wu Yuxing⁴ Gao Yin⁵

(1. School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China;
2. Fujian Special Equipment Inspection and Research Institute, Quanzhou 362000, China; 3. Haixi Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Quanzhou 362216, China; 4. School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China; 5. Fujian Institute of Research on the Structure of Matter, Chinese Academy of Sciences, Fuzhou 350025, China)

Abstract: A system of collaborative control for uncalibrated robotic arms, grounded in 3D vision guidance, is put forward herein. This addresses three central issues in the control system of industrial robotic arms: inadequacy in human-machine collaboration precision, latency in dynamic response, and deficiency of safety constraints. Lightweight deep-learning perception and real-time inverse kinematic control are innovatively integrated. The perception layer employs the MediaPipe Lite convolutional network to detect 33 key human-body points at 30 fps. It also concurrently fuses the spatial coordinates from the depth camera, generating accurate 3D joint data. The mapping layer initiates a dynamic shoulder-reference calibration mechanism. This overcomes the traditional reliance on calibration and combines dual constraints of the working space, ensuring motion safety. The control layer features a geometric closed inverse-solution model (real-time solution in 0.8 ms). Through a two-threaded asynchronous architecture, it separates attitude detection from joint control, thoroughly resolving the bottleneck of response delay. Experimental validation indicates that on the JAKA Zu3 platform, the system attains a reduced terminal-trajectory tracking error, an extremely low action-delay rate, and a zero joint-overtravel rate. It suits the dynamic scenario of operators with heights ranging from 160 to 190 cm. In the future, it can find applications in settings like automotive assembly lines and nuclear-waste treatment, offering a highly adaptable human-machine collaboration model for flexible manufacturing.

Keywords: robotic arm control; 3D visual perception; inverse solution kinematics; calibration-free mapping; human-machine collaboration

0 引言

工业 4.0 与智能制造深度融合情形下 4.0 人机协同作业于柔性制造领域而言,已成为核心发展方向这一事实^[1]。传统生产线上,机械臂多凭借预设程序执行重复性任务,面对小批量、多品种生产需求时应对能力匮乏;人工操作虽灵活性高,却受限于体力、操作精度以及作业环境安全性(诸如高温、辐射等情况)在此背景下,工业人机协作平台借由融合机械臂高效性与人类智能决策能力,达成“人机优势互补”,成为突破柔性制造瓶颈关键技术路径^[2]。

现有工业机械臂控制系统于人机协同场景中,面临 3 大核心挑战。坐标映射精度有限,动态响应存在延迟,安全约束机制不完善。此些问题,对系统高精度装配、复杂环境操作等应用场景的推广与落地,形成严重制约^[3]。

在坐标映射精度方面,传统方法多采用 AR Marker 或机械限位器等静态标定方式^[4]。初始化后需维持人体与机械臂坐标系的固定关联,但操作者自然位移(如前后踱步)易导致坐标偏移,当移动距离超 0.5 m 时,映射误差累积可达 4.8 mm 以上,远超精密作业精度要求;而基于 OpenPose 的单目二维姿态估计算法因缺乏深度信息,三维坐标推算受透视畸变影响,Z 轴误差常达 ± 10 mm^[5]。

在动态响应实时性方面,人机协同要求全链路延迟控制在 50 ms 以内(人眼感知阈值)^[6]。于传统系统当中,视觉检测(借助基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的姿态估计方式)以及逆运动学求解(采用牛顿-拉夫逊数值迭代手段)一般运用串行处理模式。单帧所耗费时间超出 15 ms,在叠加通信与执行延迟之后,总体延迟能够达到 100 ms 以上^[7-9]。特别是在针对 6 自由度机械臂开展逆解的进程里,数值迭代方法需要对目标位姿进行多次逼近,单帧计算耗时 ≥ 1 ms,并且在奇异位形(诸如肘部处于完全伸直状态)周边容易陷入局部最优情形,求解失败率高达 15%,这进一步增强了系统响应所具备的不可预测性^[10]。

人机协同因安全机制的单一性,面临潜在风险。现行系统多仰仗机械臂硬件限位,或简单的工作空间边界检测,于人体动态行为实时适应方面存在欠缺^[11]。如操作者骤然踏入机械臂工作半径,传统系统因响应迟缓,或致碰撞;而安全约束过严,又会对机械臂运动范围形成限制,使作业效率降低。据统计数据,2023 年全球工业协作机器人安全事故中,因空间约束失效引发的碰撞事件

占比达 38%,动态安全管控的迫切需求由此凸显。

关于上述诸般问题,学术界以及工业界已然开展众多研究。于视觉感知层面,深度相机(像 Intel RealSense、Azure Kinect 之类)之普及,为三维坐标之获取提供全新途径。然而,其原始数据极易遭受噪声之干扰,必须结合滤波算法以增加稳定性^[12-13] Google 所提出之 MediaPipe 姿态检测框架,借由轻量化网络(MobileNetV2)达成 30 fps 之实时推理。不过,其二维像素坐标向三维空间之转换,依然面临相机标定以及坐标映射方面之挑战^[14]在逆运动学领域,解析法凭借几何约束径直求解关节角度,显著提升实时性。但该方法之适用性受限于机械臂结构,针对六自由度串联机械臂之通用解析解,仍有待完善之处^[15-16]于安全控制方面,基于人体包围盒之动态工作空间调整以及碰撞检测,成为研究之热点。

针对上述研究不足,提出一种 3D 视觉引导的高精度低延迟无标定机械臂人机协同控制系统,通过“感知—映射—求解—控制”全链路革新,系统性解决坐标映射精度、动态响应延迟及安全约束匮乏 3 大问题。系统创新点主要体现在:1)融合 RGB-D 与轻量级深度学习,提升三维定位精度与实时性;2)提出动态肩部参考校准机制,突破传统静态标定局限;3)设计几何闭式逆解模型与双线程异步架构,消除响应延迟瓶颈。实验验证表明,系统可适应 160~190 cm 操作者的动态场景,为柔性制造“人机共融”提供技术支撑。

1 本文方法

在传统人机协同机械臂控制领域,核心问题包括坐标映射精度不足、逆运动学求解实时性欠佳以及安全机制单一。提出一种基于 3D 视觉引导的机械臂逆运动学协同控制算法,系统以“感知-映射-求解-控制”为核心链路。

理论上,该算法借助 Intel RealSense D435i 深度摄像头同步采集 RGB (red, green, blue) 和深度图像,与 MediaPipe 姿态检测模型融合,实现人体上肢关键点(如肩部、肘部、手腕)的三维高精度定位。动态坐标校准机制通过多帧采样肩部参考点并采用指数平滑更新,抵消人体移动引起的坐标系漂移,实现无标定映射。人机空间映射模块将相机坐标系下的关节坐标转换至机械臂基坐标系,并引入尺度适配(因子 $k=0.8$)和工作空间约束,确保运动范围匹配与安全。

针对六自由度 JAKA Zu3 机械臂,本文推导解析型逆运动学解:前 3 关节(位置控制)基于几何三角关系求

解(包括基座旋转 J1、肩部摆动 J2 和肘部弯曲 J3),后 3 关节(姿态控制)利用手腕方向向量直接计算。结合低通滤波,实现关节运动平滑。实时控制采用多线程并行架构与指令队列缓冲,分离视觉检测与关节控制,理论上将响应延迟控制在毫秒级。“空间-关节-运动”三级约束全面保障安全性。系统整体架构呈现如图 1 所示。

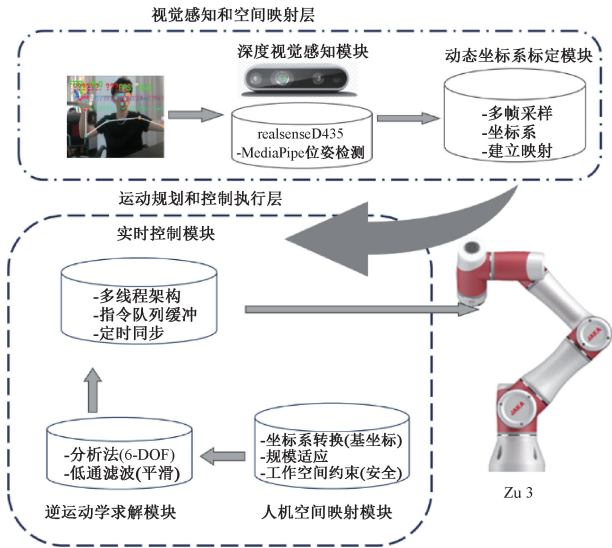


图 1 本文方法网络结构

Fig. 1 The network architecture of our method

为验证理论可行性,本文在仿真环境中构建 JAKA

Zu3 机械臂模型。采用 Python 结合 RoboDK 或 CoppeliaSim 仿真平台,导入机械臂结构参数,进行正向/逆向运动学模拟。仿真流程:输入虚拟人体姿态数据,经动态校准与空间映射后,调用解析逆运动学求解关节角。

硬件验证在 JAKA Zu3 实机平台上进行,配备 Intel RealSense D435i 摄像头和 MediaPipe 模型。实验包括正弦跟踪、阶跃响应、遮挡恢复和静止保持任务,对比传统 OpenPose+数值逆解方案。

1.1 深度视觉感知与关节三维定位设计

在传统单目视觉方案情形下,对三维坐标的估算一般以二维图像作为依托。然而,鉴于透视畸变所施加的影响,深度估计误差呈现出较大数值,时常可达 ±10 mm(以单目 OpenPose 方法作为实例予以说明)^[17-19]。本文所提出的“RGB-D+MediaPipe”融合方案,将 Intel RealSense D435i 结构光深度数据予以结合,并借助相机内参达成空间坐标的转换,以此达成高精度的三维定位。相较于单目视觉,深度信息的融入使得 Z 轴误差显著缩减至 ±0.8 mm(经过滑动平均滤波处理)。所采用的 MediaPipe 模型,以 MobileNetV2 轻量化架构为基础,推理速度能够达到 32 fps,为 OpenPose 推理速度(8 fps)的 4 倍,且模型体积仅为 2.3 MB,仅为 OpenPose 模型体积的 1/20,在边缘设备上的部署适用性更为突出^[20-21]。算法流程涵盖数据采集、姿态检测、三维坐标转换以及噪声抑制这 4 个主要步骤,整体定位流程如图 2 所示。

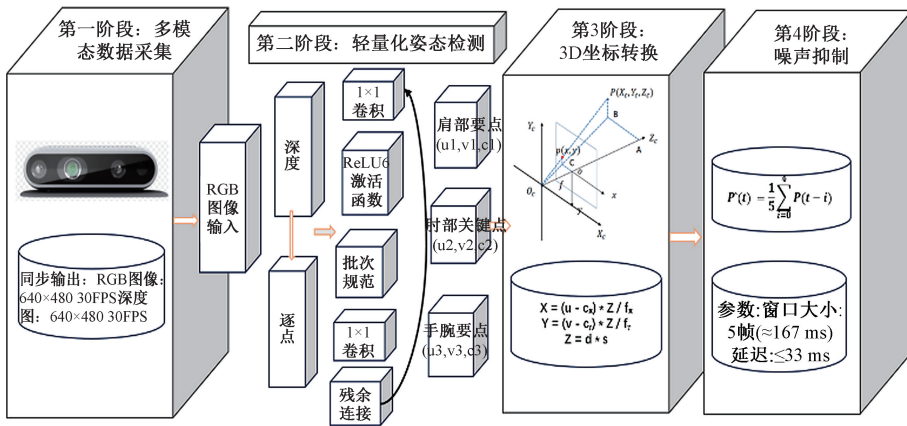


图 2 深度视觉感知与关节三维定位流程

Fig. 2 Flow chart of deep visual perception and joint 3D positioning

1) 多模态数据采集

于硬件层面,所涉系统择取 Intel RealSense D435i 深度摄像头作为关键设备,该设备具备同步采集特定规格图像的能力,其规格为 640×480、帧率达 30 fps 的 RGB 图像以及深度图像。RGB 图像在后续流程中被应用于人

体姿态检测这一任务。深度图像则借助结构光原理予以生成,其中每个像素值表征着目标与摄像头间的距离。

为达到数据采集在时序方面的一致性保证,摄像头对硬件时间戳同步机制予以集成,此机制将 RGB 同深度图像间于时间层面的偏差,控制在 1 ms 这一范围之内,

从而能对因多模态数据缺乏同步性而引发的空间坐标偏移问题,实现有效规避。

2) 轻量化姿态检测

本研究选用 MediaPipe 姿态检测模型,针对上肢关键点检测方面,实施了专门化的优化举措。此模型以 MobileNetV2 作为主干网络架构,借由深度可分离卷积这一技术手段,在显著提升运算效率的同时,也实现了模型体积的缩减,进而确保该模型能够在边缘设备上流畅运行。

具体流程如下:

(1) 输入 RGB 图像后,特征提取网络生成对应的人体姿态热力图;

(2) 系统借助热力图实施定位,发现数量达 33 个关键点,后续,上肢区域之中,肩部、肘部与手腕等关节点,经进一步筛选而得;

(3) 输出结果涵盖各关键点二维像素坐标(u, v)以及可见性评分,其中关键点若可见性评分不低于 0.3 便判定为有效;

(4) 于提升推理性能之目的达成考量,对模型实施借助 TensorRT 的 FP16 精数量化加速举措,在 NVIDIA Jetson AGX Xavier 平台之上,实时推理速度达成 32 fps 之水准,契合实际场景对于实时性所提出的需求。

3) 三维坐标转换

为达到与机器人运动高效适配的目的,所获人体姿态信息,需从二维空间转换至三维空间。基于针孔相机模型,在本文中,人体关键点的二维像素坐标(u, v),与深度数据相融合,以此计算相机坐标系下各关键点在三维空间的坐标。其计算公式如下:

$$\begin{cases} X = \frac{(u - C_x) \cdot Z}{f_x} \\ Y = \frac{(v - C_y) \cdot Z}{f_y} \\ Z = d \cdot s \end{cases} \quad (1)$$

其中, (u, v) 系 MediaPipe 所输出之上肢关键点于图像里之像素坐标,各自对应图像之列与行方向; d 乃该像素位于深度图像内之原始深度值; s 为深度尺度因子,其取值为 0.001 000 000 047 5 (由 RealSense SDK 予以提供,用于将像素级深度值转换为 m); Z 表征关键点于相机坐标系下之深度值,亦即目标到相机的直线距离; (C_x, C_y) 为相机主点坐标(图像中心),在 640×480 分辨率下为 (320, 240); (f_x, f_y) 分别为水平方向和垂直方向的相机焦距,通过张正友标定法获得,均为 615.0; (X, Y) 分别为关键点在相机坐标系中的水平与垂直空间坐标。

在三维坐标转换过程中,关键点在相机坐标系下的深度值通过 $Z = d \cdot s$ 计算,直接反映其在空间中的前后距离。基于透视投影模型,通过像素坐标与图像中心的

偏差 ($u - C_x$) 和 ($v - C_y$), 结合深度 Z 及焦距 (f_x, f_y), 可将二维像素偏移映射为三维空间中的水平和垂直坐标,从而实现上肢关键点三维空间位置的精准获取。

4) 噪声抑制

于物体边缘或者低纹理区域,深度图像易遭受噪声的干扰情况(诸如深度跳变这类现象),这种干扰致使三维坐标计算产生明显的波动情形。为了达成减弱噪声影响、提升三维坐标稳定性之目的,本文采取滑动平均滤波手段,针对原始数据开展平滑处理操作,此举有效地抑制了因深度异常所引发的瞬时波动状况,增强了关键点三维位置估计具备的鲁棒性。其具体的计算公式呈现如下:

$$P(t) = \frac{1}{5} \sum_{i=0}^4 P(t-i) \quad (2)$$

其中, $P(t-i)$ 代表第 $(t-i)$ 帧的初始三维坐标 (X, Y, Z), 而 $P(t)$ 则是经滑动平均滤波处理后所得的平滑三维坐标滤波窗口规模设定为 5 帧(约 167 ms), 在对噪声予以有效抑制的同时, Z 轴坐标误差从 ± 1.5 mm 降至 ± 0.8 mm 该窗口长度能够将动态响应延迟管控在 33 ms 以内,达成了坐标平滑性与实时性的优化均衡。

1.2 动态坐标校准与空间映射

人体动作空间跟机械臂工作空间之间,动态坐标映射模块扮演核心桥梁角色。对传统静态校准策略所存固有限制实现突破,乃其目标所在。传统静态校准方式,通常仅于系统初始化阶段采集一回基准点,对于操作期间人体位置的动态改变,难以契合^[22-23]。人体坐标系与机械臂基坐标系的相对位置,会因操作者在任务执行时出现前后或左右方向移动(比如装配作业里的站位调整)而产生变化。空间映射误差会伴随移动距离增加而明显放大。举例来讲,人体移动 0.5 m 之际,传统方法下映射误差可达 4.8 mm,系统定位精度与鲁棒性深受严重影响。

一种“初始校准”与“实时更新”的动态坐标映射机制由本文针对上述问题提出(图 3)。该机制把持续跟踪的人体肩部关键点位置当作实时基准点,借此对人体与机械臂基坐标系间的偏移加以动态修正。因肩部节点运动幅度小、稳定性高,相较于手腕等高动态节点,更宜作为参考点。空间漂移由人体自由移动引发,该动态调整策略能对其进行有效补偿,使映射误差始终被控制在 1.2 ms 以内,于实际应用场景下,系统的精度与适应性得到显著提升。

1) 关于初始校准子模块的设计考量初始校准意在确立人体坐标系与机械臂基坐标系之间初始映射关系,此关系为后续实时更新提供参照基准。具体流程阐述如下:

(1) 用户之间的互动行为,系统一经启动,借由 UI

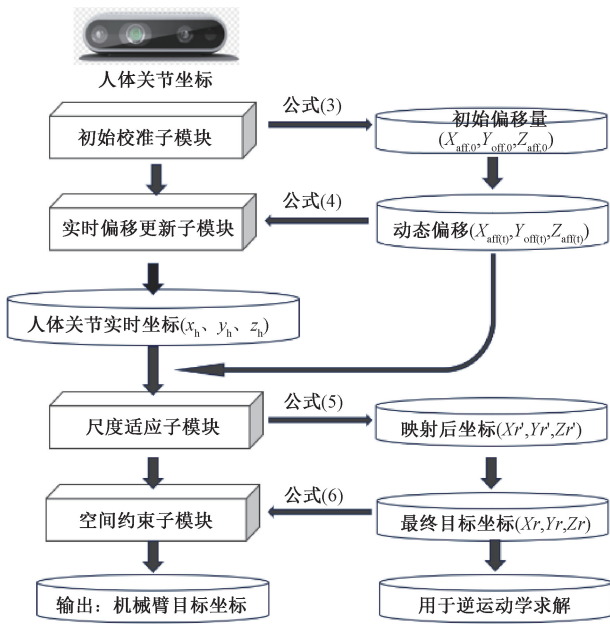


图3 动态坐标映射模块

Fig. 3 Dynamic coordinate mapping module

这一界面,向用户给出如下提示——“保持自然的站立姿势,让手臂自然下垂,持续时长为3 s”,目的在于确保肩部处于稳定的状态;

(2)数据的采集行为,借助 ArmPoseDetector 类里名为 calibrate_coordinate_system 的方法对肩部三维坐标以连续方式采集 30 帧(具体坐标由 get_3d_coords 函数予以获取) $\{(x_{|s,i}, y_{|s,i}, z_{|s,i})\}_{i=1}^{30}$;

(3)基准点计算,对 30 帧坐标取均值,作为初始坐标系的偏移量:

$$(x_{off,0}, y_{off,0}, z_{off,0}) = \left(\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_{s,i}, \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} y_{s,i}, \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} z_{s,i} \right) \quad (3)$$

其中, $(x_{s,i}, y_{s,i}, z_{s,i})$ 作为第 i 帧的肩部三维坐标(在相机坐标系内); $(x_{off(t)}, y_{off(t)}, z_{off(t)})$ 是初始偏移量,此偏移量表征人体肩部于机械臂基坐标系里的起始位置。借助多帧平均的方式对瞬时噪声予以抑制,以确保初始基准点的稳定性(误差 ≤ 0.5 mm)。

2)实时偏移更新子模块的设计。该模块具备自适应跟踪人体移动的能力,能有效应对因人体位移所引发的坐标系漂移状况。系统以每 10 帧为周期,自动对偏移量进行一次更新操作,且采用平滑过渡策略,目的在于避免偏移量出现突变情形,进而提升坐标映射所具备的连续性与鲁棒性,公式如下:

$$(x_{off(t)}, y_{off(t)}, z_{off(t)}) = 0.8 \cdot (x_{off(t-1)}, y_{off(t-1)}, z_{off(t-1)}) + 0.2 \cdot (x_{|s,t}, y_{|s,t}, z_{|s,t}) \quad (4)$$

其中, $(x_{off(t-1)}, y_{off(t-1)}, z_{off(t-1)})$ 上一时刻的偏移量即为此; $(x_{s,t}, y_{s,t}, z_{s,t})$ 为此乃第 t 帧肩部实时三维坐标之

所在,平滑系数则为 0.8 以及 0.2。借由指数平滑之法达成偏移量的动态更新,于跟踪灵敏度与稳定性间寻得平衡。

在 ArmPoseDetector 类所涉及的实时检测进程中,肩部坐标于每帧之际得以更新。累计达 10 帧之时,便引发一次偏移量的更新操作。按照式(4)对新的偏移量予以计算,随后将其储存至名为 coordinate_offset 的变量当中。该机制能够在对人体缓慢移动(诸如前后踱步之类情形)予以有效追踪的同时,对因肩部瞬时抖动(像呼吸所引发的微小晃动)而致使的偏移量突变起到抑制作用。

3)尺度适配子模块之设计考量旨在达成人体与机械臂动作范围间的协调匹配,需把约 1.5 m 的人体臂展,缩放到 JAKA Zu3 机械臂 1.0 m 工作半径的范畴内。借助尺度因子 k 对人体动作范围施行线性缩放操作,促使其适配机械臂的可操作空间。具体计算公式如下:

$$\begin{cases} x_r = (x_h - x_{off}(t)) \cdot k \\ y_r = (y_h - y_{off}(t)) \cdot k \\ z_r = (z_h - z_{off}(t)) \cdot k \end{cases} \quad (5)$$

其中, (x_h, y_h, z_h) 此为相机坐标系下人体关节(手腕)实时坐标; (x_r, y_r, z_r) 乃映射至机械臂基坐标系之目标坐标;尺度因子 k 取值 0.8 此值借由实验优化而得(于 k 取值自 0.7 迄 0.9 区间测试后 0.8 能达成机械臂运动范围跟人体动作最优匹配)。借由尺度压缩之手段,实现人机动作范围的有效匹配,防止机械臂出现“动作不足”或“超范围”状况。

4)空间约束子模块的设计对映射后的目标坐标施加硬性空间约束,以此保障机械臂操作安全性,防止其超出物理极限,比如碰撞基座、工作台或者其他设备。具体如下:

$$\begin{cases} x_r \in [-0.5, 0.5], m() \\ y_r \in [0.1, 1.0], m() \\ z_r \in [0.0, 0.8], m() \end{cases} \quad (6)$$

其中,借助 ArmPoseDetector 类里名为 constrain_position 的方法,针对逾越安全范畴的坐标实施钳位处置(当数值 < -0.5 之际,强行设定为 -0.5)。以此塑造明晰的安全操作界限。该策略与机械臂硬件限位共同运作,对碰撞风险予以有效防范。借由施加硬性空间约束,构建起物理防护边界,为人机协同作业供给有力的安全保障 x_r 。

1.3 轻量化逆运动学求解

逆运动学求解,这一将机械臂末端目标位姿转化为关节角度的关键构成部分,对人机协同系统的实时性与精度有着直接影响。传统六自由度机械臂的逆运动学,一般运用数值迭代方式(比如牛顿-拉夫逊法),然而存在两方面局限。其一为实时性匮乏—达成目标需多次迭代

逼近,单帧计算耗时 ≥ 1 ms,难以契合 30 fps 的实时控制要求。其二是鲁棒性欠佳——在奇异位形(像肘部完全伸直这类情况)周边,极易陷入局部最优,求解失败率可达 15%^[24]。

面向 JAKA Zu3 这般具备串联结构、6 个关节(其中,前 3 关节对末端位置加以掌控,后 3 关节则司职末端姿态的调控)的机械臂,解析型逆运动学解于本文之中得以推导。借助几何约束,关节角度径直计算,数值迭代进程被全然规避,求解达成高效、轻量以及高度鲁棒之特性。机械臂的结构参数连同关节特性,构筑起解析求解的理论根基,具体参数呈现如表 1 所示。关节运动范围与功能如表 2 所示。

表 1 JAKA Zu3 机械臂的结构参数

Table 1 Structural parameters of the JAKA Zu3 robotic arm

结构参数	数值	物理意义
底座高度	0.35	机械臂基座到肩关节的垂直距离
上臂长度 a	0.4	肩关节到肘关节的距离
前臂 + 手腕长度 b	0.35	肘关节到末端执行器的距离

表 2 关节运动范围与功能

Table 2 Joint range of motion and function

关节	旋转范围/(°)	运动类型	核心功能
J1	-170~170	连续旋转	控制末端水平旋转方向
J2	-85~265	俯仰摆动	控制末端上下位置
J3	-175~175	屈伸摆动	控制肘部弯曲角度
J4	-85~265	旋转	控制手腕旋转方向
J5	-170~170	俯仰	控制手腕上下俯仰
J6	-170~170	旋转	控制末端执行器旋转

模块采用“位置关节解析 + 姿态关节解析”的两步求解策略,流程如图 4 所示。

位置关节(J_1 - J_3)求解:末端位置的确定

位置关节 J_1 、 J_2 和 J_3 共同决定机械臂末端在三维空间中的位置,其求解过程如下:

J_1 (基座旋转)求解: J_1 控制机械臂绕基座垂直轴旋转,其角度由目标位置(x_r, y_r, z_r)在 XY 平面的投影确定,计算公式为:

$$J_1 = \arctan2(y_r, x_r) \quad (7)$$

其中, (x_r, y_r) 为机械臂基坐标系下的目标 X 、 Y 坐标; $\arctan2(y_r, x_r)$ 直接计算方位角(范围 $-\pi \sim \pi$ 弧度)。在 InverseKinematicsSolver.solve 方法中 $J_1 = \text{math.atan2}(y, x)$,无迭代过程,耗时 ≤ 0.01 ms。

J_2 (肩部摆动)与 J_3 (肘部弯曲)求解:

J_2 和 J_3 通过几何三角形关系(肩关节-肘关节-末端点)协同控制末端的高度与径向距离,具体步骤如下:

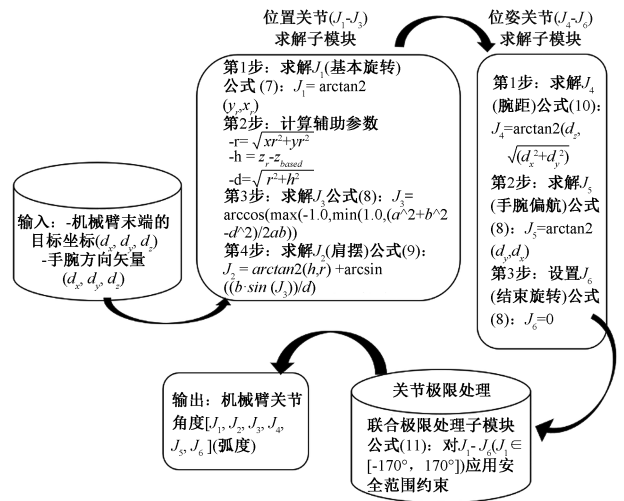


图 4 逆运动学求解

Fig. 4 Inverse kinematics solves

1) 计算辅助参数

目标位置到肩关节的径向距离:

$$r = \sqrt{x_r^2 + y_r^2} \quad (8)$$

目标位置相对于肩关节的垂直高度:

$$h = z_r - z_{(base)} \quad (9)$$

其中, $z_{(base)}$ 为基座高度,用于将坐标系转换至肩关节。

目标点到肩关节的直线距离:

$$d = \sqrt{r^2 + h^2} \quad (10)$$

2) J_3 (肘部角度)求解

基于余弦定理,在由上臂长度 a 、前臂长度 b 及直线距离 d 组成的三角形中, J_3 的计算公式为:

$$\cos(J_3) = \frac{a^2 + b^2 - d^2}{2ab} \rightarrow J_3 = \arccos\left(\max\left(-1.0, \min\left(1.0, \frac{a^2 + b^2 - d^2}{2ab}\right)\right)\right) \quad (11)$$

数值稳定性处理:通过($\max(-1.0, \min(1.0, \cdot))$)确保余弦值在 $[-1, 1]$ 范围内,避免因计算误差导致的 \arccos 函数异常(代码中已实现该约束)。

3) 求解 J_2 (肩部角度)

结合正弦定理与几何投影,肩部角度由水平分量 $\arctan2(h, r)$ 和垂直分量 $\left(\arcsin\left(\frac{b \cdot \sin(j_3)}{d}\right)\right)$ 组成:

$$J_2 = \arctan2(h, r) + \arcsin\left(\frac{b \cdot \sin(j_3)}{d}\right)$$

4) 姿态关节(J_4 - J_6)求解

J_4 - J_6 作为姿态关节,用于控制末端执行器的姿态。其角度的求解基于手腕方向向量(d_x, d_y, d_z),该向量由第 2.1 节提取的“肘部-手腕”方向确定:

$$\begin{cases} J_4 = \arctan2(dz, \sqrt{dx^2 + dy^2}) \\ J_5 = \arctan2(dy, dx) \\ J_6 = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中, (d_x, d_y, d_z) 为单位方向向量, 通过 `calculate_wrist_direction` 方法计算, 即由手腕与肘部之间的向量归一化得到。

5) 关节限位处理

为避免机械臂关节超程, 对求解结果施加硬约束(对应代码中 `apply_joint_limits` 方法):

$$J = \begin{cases} low_i, J_i < low_i \\ high_i, J_i > high_i \\ J_i, \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $low_i, high_i$ 为关节 i 的最小、最大旋转角度(弧度), 如 J_1 的 $low_1 = \frac{-170\pi}{180}$, $high_1 = \frac{-170\pi}{180}$ 。

2 实验与分析

为对所提方法在性能方面展现的优势予以验证, 本文凭借多项客观指标展开系统评估操作实验着重对轨迹精度、超调量、恢复时间以及关节抖动这4项指标加以考察在机器人控制领域, 关节角均方根误差(`root mean square error, RMSE`)作为一种评价标准, 其能够对轨迹跟踪精度予以直接反映, 这一点广为人知^[25-26]。故而, 本文初始阶段于连续正弦型动作情形下, 针对各方法关节角对目标轨迹的跟踪误差展开评估, 以此对轨迹精度进行检验超调量体现着系统动态响应应具备的稳定性, 要是超调程度过大, 机械臂便容易出现抖动甚至失稳状况鉴于此, 本文在阶跃动作实验过程中, 将关注点置于各方法对超调的抑制能力以及进入稳态误差带的速度方面关节抖动幅度用于对机械臂末端出现的高频振动予以量化, 它反映出速度与加速度限幅机制实际达成的控制效果, 此为实验的第3项评价指标。遮挡恢复时间用于对系统在视觉信息丢失场景之下呈现的鲁棒性进行评估, 该指标模拟了操作者手臂被遮挡这一常见工况, 作为第4项指标开展测试, 同时增添一组对比试验, 采用 `OpenPose + Numerical IK`(依赖单目视觉与迭代逆解的传统方案)在硬件环境保持一致的前提下展开对比所有实验均在 `Windows 11` 操作系统以及 `Python 3.11` 环境当中实施, 硬件配置涵盖1张 `NVIDIA RTX3060` 显卡 `Intel (R) Core(TM) i9-12500 CPU @ 3.60 GHz`, 还有 `JAKA` 机械臂 APP 仿真实验平台。

2.1 实验任务与采集协议

为达成实验流程的高效特质以及可复现属性, 系统于 GUI 内对一键采集功能予以集成, 并订立如下按键规

约: A、S、D、F 分别同正弦、阶跃、静止与遮挡这4种实验模式相对应; 按下 S 键能够达成数据记录的起始/终止操作, 且自动生成结果图示; M 键用于对系统的启停实施控制, H 键导向安全位置, C 键用于 $J1$ 零点的校准工作, ESC 键则用于程序的退出。就日志记录层面而言, 系统以 40 ms 的伺服周期针对目标关节角、滤波后的关节角、限幅之后的输出命令角以及机器人实测关节角予以采集并保存, 与此同时记录“人体检测状态”这一标志位。为规避时延对实验成果造成影响, 在离线分析阶段借助互相关方式, 于 ± 0.5 s 的区间范围内对机器人执行与目标动作之间的固定时延展开估算, 并实行数据对齐操作, 以此确保各项指标评估具备准确性

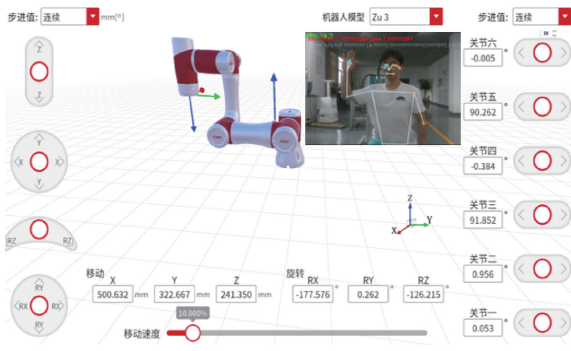
图 5(a) 所示为第 1 部分实验任务-T1 正弦跟踪。此任务要求操作员以 0.2~0.5 Hz 之频率, 持续执行左右摆臂与肘部屈伸之复合动作, 持续时间处于 30~60 s 区间。图 5(b) 所示为第 2 部分实验任务-T2 阶跃响应。在此任务中, 操作员需依次达成水平前伸、上举及下压约 40° 之阶跃动作, 每次动作保持 4~5 s, 循环进行多轮, 且动作切换务必清晰, 各阶段均须存在稳态段。图 5(c) 所示为第 3 部分实验任务-T3 遮挡恢复。操作方式为通过手或物体对肘部或腕部予以遮挡, 遮挡时长分别为 0.5 s、1.0 s 及 1.5 s, 重复多次。遮挡时长皆控制于 2 s 以内, 目的在于防止触发回位保护机制。而图 5(d) 所示为第 4 部分实验任务-T4 静止保持。此任务下, 操作员右臂需保持静止 10~15 s, 期间应规避有意识的小动作, 同时尽可能降低外界扰动。

2.2 实验结果分析

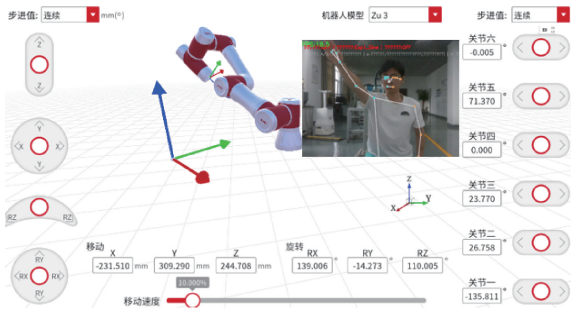
完成第 1 组任务(T1 正弦跟踪)后, 系统记录并统计如下关键指标数据。

于 T1 所涉连续跟随任务(合成摆臂与肘屈伸频率介于 0.2~0.5 Hz, 时长为 30~60 s)期间, 本研究之方法(图 6(a) 以及 7(a)) 在 3 个关节层面均展现出对“`OpenPose + Numerical IK`(可参见图 6(b)、7(b))”的显著优势。就稳定段 RMSE 这一指标而言, 本方法使得 $J1/J2/J3$ 的误差分别从 5.6°、6.0°、11.1° 降至 3.4°、2.8°、3.5°, 总体平均误差降低幅度约达 57%。基于时序的对比呈现出, 本方法下的 robot 与参考命令于峰值处实现对齐且幅值相同, 无论是低频走势还是高频细节皆保持一致; 即便出现单次观测突发状况(诸如肘部关键点短时间呈现异常), 其响应亦能在 1~2 个周期内回归稳态, 并未观测到持续的形状漂移或者相位游走现象。反观对比方法, 在 $J2/J3$ 维度长期存在相位偏差以及幅值失真问题, robot 与命令(经延迟对齐处理后)之间呈现稳定的形状不一致情形, 致使 RMSE 整体被抬高。

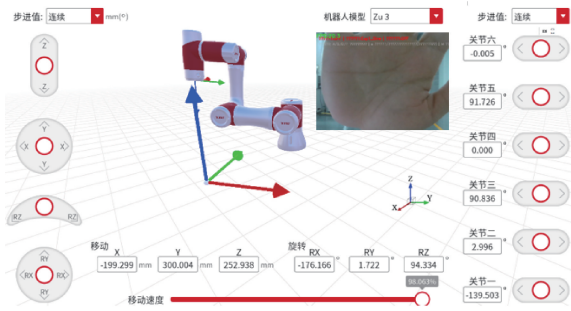
以机理视角观之, 本文所涉方法的优点, 亦体现于“目标生成 + 跟踪控制”这两个环节的协同。于目标



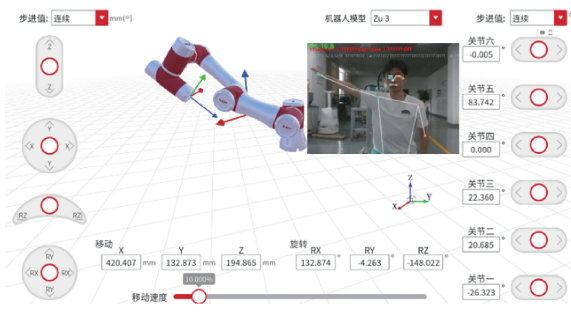
(a) 任务-T1 正弦跟踪
(a) Task-T1 sinusoidal tracking



(b) 任务-T2 阶跃响应
(b) Task-T2 step response



(c) 任务-T3 遮挡恢复
(c) Task-T3 occlusion recovery

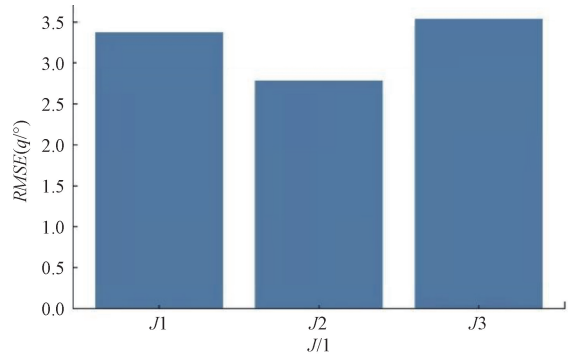


(d) 任务-T4 静止保持
(d) Task-T4 static holding

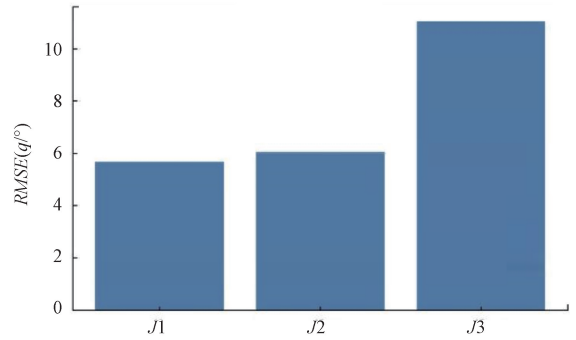
图 5 实验任务操作动作

Fig. 5 Experimental task operation actions

生成一侧,借助深度中值及小一阶滤波,在 3D 关键点层面,对测量噪声予以抑制。并运用直接几何映射,获取关



(a) 本文方法 RMSE
(a) RMSE of our method



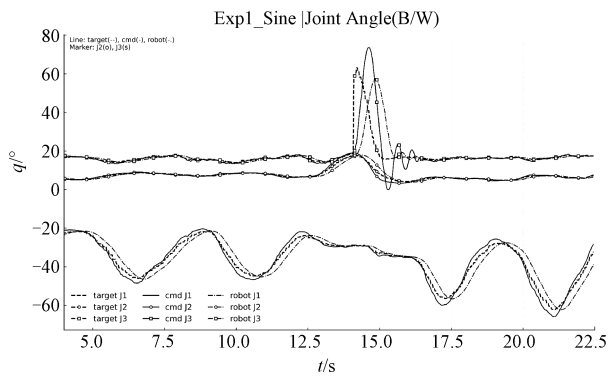
(b) OpenPose+数值逆解方法 RMSE
(b) RMSE of OpenPose+numerical IK method

图 6 正弦跟踪-稳定段 RMSE (J1-J3)

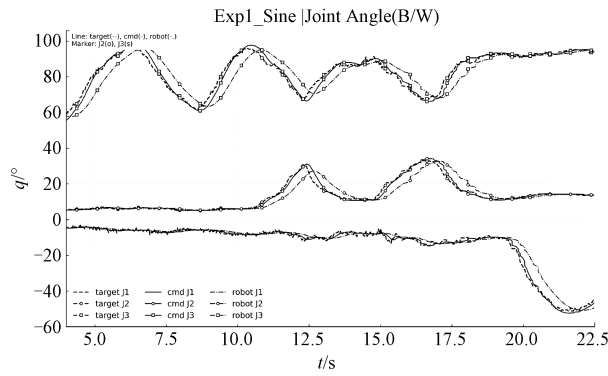
Fig. 6 Sine Tracking-Stable Segment RMSE (J1-J3)

节角,规避了由 2D → 3D 反演与数值 IK (inverse kinematics) 所引发的条件数膨胀以及噪声耦合,从根源处减少了“伪正弦/锯齿形目标”。控制一侧,采用速度前馈与相位超前,以降低滞后现象。结合关节级限速/限加以及具备抗积分饱和特性的 PI 结构,既维持对峰谷幅值的再现能力,又在上游信号不稳定之际,提供“限能量”的鲁棒保护。在中低速的连续跟随场景里,本文方法能够同时达成更高的轨迹精度 (RMSE 显著降低) 以及更强的瞬态鲁棒性 (快速回稳且无形状漂移)。相较于对比方法,呈现出明确且可重复的性能优势。

于阶跃响应测试 T2 里,本研究方法(图 8)在三轴之上皆展现出更小的超调量 (Mp) 以及更短的达到稳态之时间 (Ts)。依据统一的评估流程,所有序列首先于 ±0.5 s 内借由互相关实现自动时延对齐,之后运用“连续 0.5 s 皆落入 ±2° 误差带”的准则来确定稳态阶段。具有代表性的阶跃窗口表明,本方法的 J1、J2 在阶跃边缘之后近乎不存在可见超调,响应呈现单调逼近之态势并迅速落入误差带;J3 因受负载与摩擦的影响存在轻微过渡情况,然而在 1~2 个周期之内便能够收敛至稳态,不会出现振铃与二次上冲现象。与之相较,“OpenPose + Numerical IK”(图 8(b)、9(b))在三轴上普遍存有幅值



(a) 本文方法时序叠加
(a) Time-series overlay of our method

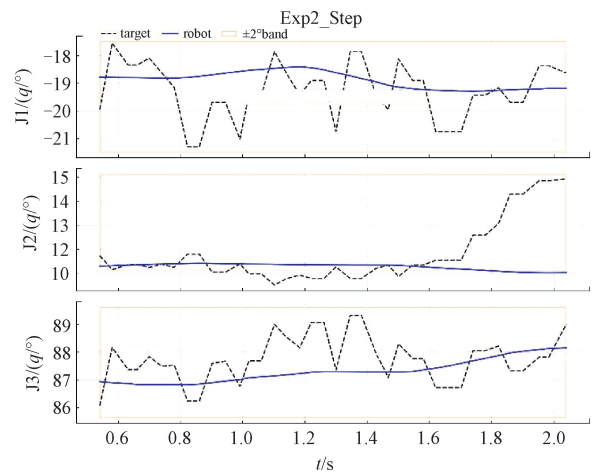


(b) OpenPose+数值逆解方法时序叠加
(b) Time-series overlay of OpenPose+numerical IK method

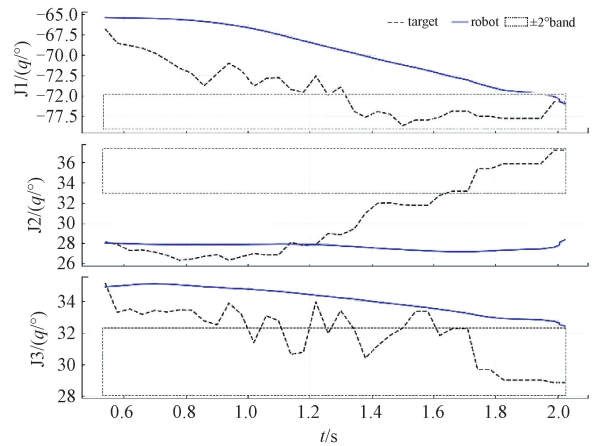
图7 正弦跟踪-稳定段目标/命令/实测叠加
Fig.7 Sine tracking-stabilization segment target/
command/measured overlay

再现不足以及相位偏差问题;阶跃之后 robot (经延迟对齐)长时间于误差带之外缓慢攀升, J_2 、 J_3 尤为显著,在 2 s 评估窗之内多次难以符合稳态判据,致使 M_p 偏大、 T_s 显著变长。

经全时序对比更能察觉,本文所采用方法,其在命令至机器人这一过程中,具备更高程度的一致性。具体体现为,在各个阶跃阶段,命令与响应均展现出清晰且可重复的边沿及幅值。当面临偶发观测尖峰状况时,关节级限速及限加与外环 PI 所施加的能量约束,能够把瞬态过冲限定于局部时间窗内,在 1~2 个周期之内便恢复至稳态带范围。与之相对的对比方法,却易于将上游噪声通过数值 IK 放大成为命令尖峰与缓慢漂移,从而致使响应呈现出“带外时间长+形状漂移”的特征。整体来看,本文方法在阶跃工况之下,对 M_p 与 T_s 均实现改善,彰显出更为出色的瞬态抑制以及稳态收敛能力。该优势主要归因于,在目标生成一侧,运用 3D 深度中值与轻量时域滤波,并径直开展几何映射,这显著降低了数值 IK 的噪声耦合与病态灵敏度,使得阶跃边沿呈现出‘干净可控’之态。于控制一侧,引入速度前馈(相位超前)、关节级限



(a) 本文方法阶跃响应
(a) Step response of our method

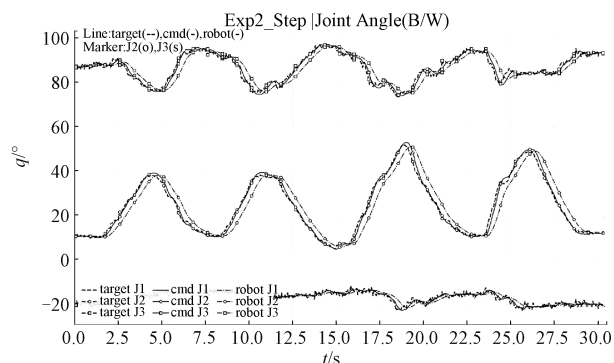


(b) OpenPose+数值逆解方法阶跃响应
(b) Step response of OpenPose+numerical IK method

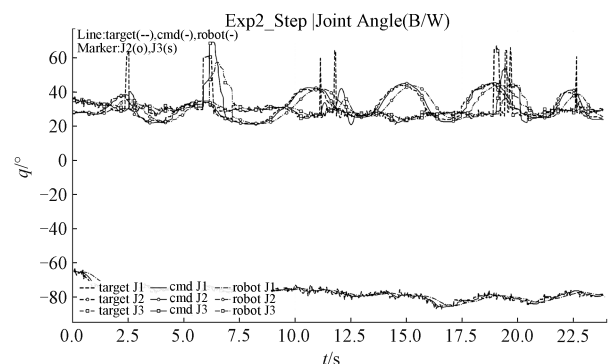
图8 阶跃响应-代表性阶跃后 0.5~2.0 s 的关节响应
Fig.8 Step response-representative joint response of
0.5~2.0 s after step

速及限加,以及具备抗积分饱和特性的 PI 结构,在确保相位的同时,抑制过冲与饱和所引发的滞后,进而在阶跃响应的 2 个关键指标 (M_p 、 T_s) 方面,同步取得优势。

于遮挡恢复测试之中,本文所采用之方法(图 10(a)、11(a)),在 3 个关节部位,均达成了更为迅速且稳定的恢复进程。以“最大关节角误差”作为包络度量方式,本文方法于检测恢复之后,迅速将误差压制至 2° 量级,并围绕稳态带边缘做小幅波动。与之相比,“OpenPose+Numerical IK”(图 10(b)、11(b))在恢复阶段,于 5°~15° 的大幅误差区间内持续较长时间,峰值接近 18°~19°,在 2 s 观察窗范围内,难以稳定落入 ±2° 误差带。全时序的对比进一步显示出,本文方法的 cmd→robot 一致性更为突出,在遭遇目标尖峰与漂移状况时,能够在 1~2 个周期之内重新实现对齐并维持稳定。然而,对比方法却易于将上游噪声通过反演过程放大成为



(a) 本文方法时序曲线
(a) Time-series curves of our method



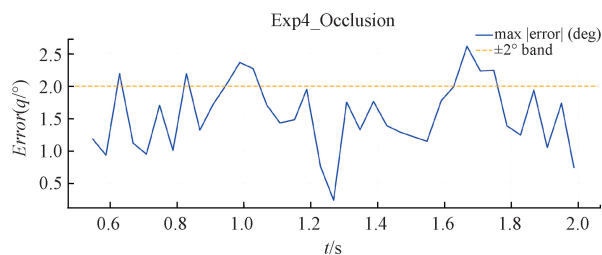
(b) OpenPose+数值逆解方法时序曲线
(b) Time-series curves of OpenPose+numerical IK method

图 9 阶跃响应-目标/命令/机器人关节时序

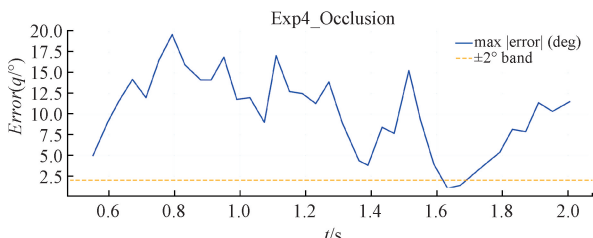
Fig. 9 Step response-target/command/robot joint timing

命令尖峰与缓慢漂移现象,致使恢复时间显著延长。此优势源自“目标生成 + 跟踪控制”的协同作用:一方面,深度中值与轻量时域滤波相结合,并直接运用几何映射方式,显著降低了遮挡恢复瞬间所产生的噪声耦合;另一方面,速度前馈与关节级限速/限加措施,配合抗积分饱和和的 PI 结构,在再接入之时,有效地抑制了过冲与滞后现象。综上所述,本文方法在遮挡/丢检场景之下,具备更强的鲁棒性以及更短的恢复时间 (recovery time, R_t),能够在真实交互过程中,保障连续且平稳的跟随体验。

于静止抖动测试 T3 里,就 3 个关节而言,本文所涉方法展现出极为显著的更低高频抖动状况。从具有代表性的时域曲线可见,本文方法 (图 12 (a)、13 (a)) 的 target、cmd 以及 robot 在稳态阶段近乎重合。J2/J3 的高频分量近乎贴近噪声底, J1 也仅仅呈现出幅度微小的起伏。反观对比方法 (图 12 (b)、13 (b)), 在 J1 处出现显著的高频“锯齿”以及慢漂现象, J2、J3 同样伴有间歇性尖峰。依据统一的去趋势与稳态窗予以计算,本文方法于三轴上的抖动程度均低于对比方法。其中, J2、J3 的 RMS 近乎靠近零基线,这表明系统在静止工况之下,几乎不会向机器人注入高频能量。本文方法的优势体现于,在目标一侧运用深度中值与轻量时域滤波方式,并凭



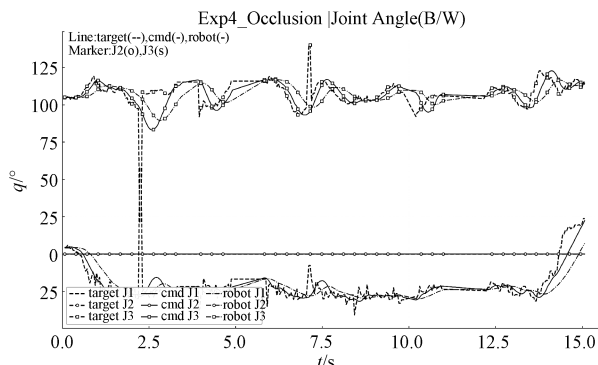
(a) 本文方法误差轨迹
(a) Error trajectory of our method



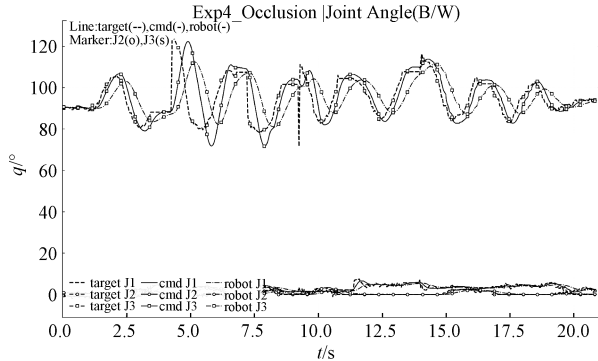
(b) OpenPose+数值逆解方法误差轨迹
(b) Error trajectory of OpenPose+numerical IK method

图 10 遮挡恢复-恢复对齐误差轨迹

Fig. 10 Occlusion recovery-restore the alignment error trajectory



(a) 本文方法时序曲线
(a) Time-series curves of our method

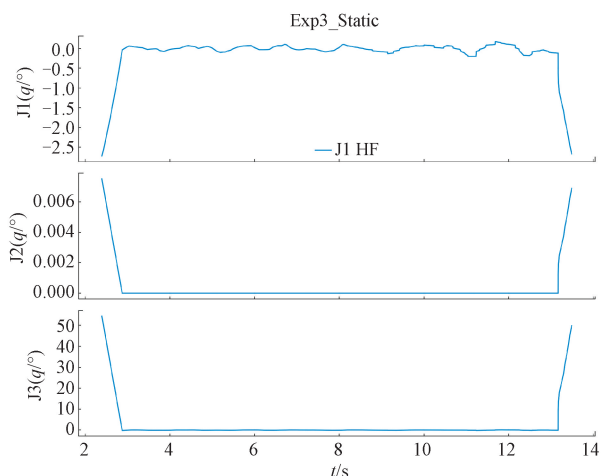


(b) OpenPose+数值逆解方法时序曲线
(b) Time-series curves of OpenPose+numerical IK method

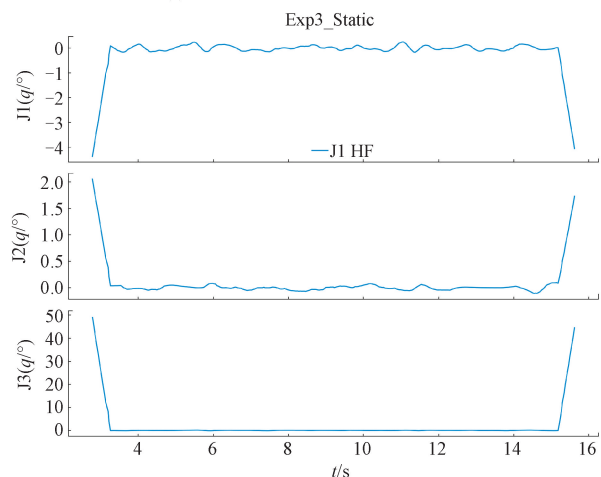
图 11 遮挡恢复-目标/命令/机器人关节时序

Fig. 11 Occlusion recovery-target/command/robot joint timing

借直接几何映射获取关节角,从根源处对 2D→3D 反演以及数值 IK 的噪声耦合予以抑制。在控制一侧,将速度前馈、误差低通、关节级限速/限加以及具备抗积分饱和



(a) 本文方法高频分量
(a) High-frequency components of our method



(b) OpenPose+数值逆解方法高频分量
(b) High-frequency components of OpenPose+numerical IK

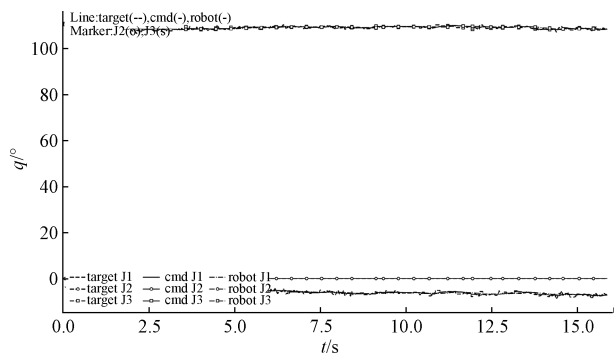
图 12 静止保持-高频分量时序

Fig. 12 Resting-high-frequency component timing

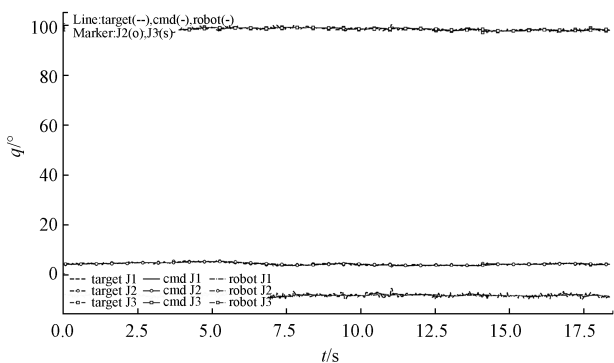
特性的PI结构相结合,把极小误差钳制于命令层级,防止其在伺服层级被放大。在静止任务当中,本文方法能够有效地压制高频抖动与慢漂,呈现出更低的指标以及更为平滑的稳态响应。

3 结论

本文提出一种3D视觉引导的高精度低延迟无标定机械臂人机协同控制系统,核心贡献体现在3个方面:1)突破传统静态标定局限,提出动态肩部参考校准机制,结合滑动平均滤波,将人体移动0.5 m时的映射误差控制在1.2 mm以内,Z轴定位误差降至±0.8 mm;2)推导六自由度机械臂解析型逆运动学解,单帧求解时间压缩至0.8 ms,结合双线程异步架构,彻底消除响应延迟瓶颈,系统全链路延迟控制在33 ms以内;3)构建“空间-关



(a) 本文方法时序曲线
(a) Time-series curves of our method



(b) OpenPose+数值逆解方法时序曲线
(b) Time-series curves of OpenPose+numerical IK method

图 13 静止保持-目标/命令/机器人关节时序

Fig. 13 Stay Still-Target/Command/Robot joint timing

节-运动”三级安全约束体系,实现关节超程率为零,提升人机协同作业安全性。

实验结果表明,相较于传统OpenPose+Numerical IK方案,本文方法在轨迹跟踪精度(RMSE平均降低57%)、瞬态响应(超调量更小、稳态时间更短)、遮挡鲁棒性(恢复时间更短、误差更小)及静止稳定性(高频抖动更低)方面均实现显著提升,可适应160~190 cm操作者的动态场景。该系统可直接应用于汽车装配线精密拧螺、核废料处理远程操作等高风险、高精度作业场景,为柔性制造“人机共融”提供技术支撑。

未来研究将聚焦3个方向:1)增强多操作者适配性,拓展系统对不同身高、动作习惯操作者的适应范围;2)提升环境鲁棒性,优化遮挡恢复算法,缩短恢复延迟;3)完善逆解通用性,推导适用于更多类型六自由度机械臂的通用解析解,推动系统在更多工业场景的轻量化部署。

参考文献

[1] 胡佳祺. 工业4.0背景下机械制造中自动化生产线的智能化升级[J]. 现代制造技术与装备, 2025, 61(7): 180-182.

- of industry 4.0 [J]. *Modern Manufacturing Technology and Equipment*, 2025, 61(7): 180-182.
- [2] JIA Z W, XIE S L, ZHANG W M. Flexible task assignment and assembly scheduling for human-robot collaboration cell considering uncertainty [J]. *International Journal of Production Research*, 2025, 63(16): 6134-6154.
- [3] 王龙华, 曾国华, 胡华锋, 等. 精确三维数据测量的双目视觉系统优化设计[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(7): 99-109.
- WANG L H, ZENG G H, HU H F, et al. Optimal design of binocular vision system for accurate 3D data measurement [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(7): 99-109.
- [4] OWADA R, MIURA S, TAKEDA T, et al. Switching operative coordinate system using intuitive haptic device for alignment of Six-DOF robot arm [J]. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2024: 1-4.
- [5] LIU N T, DU J, CHANG S L, et al. Classification and recognition method of dangerous behaviors of electric power operators based on improved OpenPose algorithm [J]. *Discover Artificial Intelligence*, 2025, 5(1): 209.
- [6] 向旭, 马豪宇, 刘子豪, 等. 轮腿式外肢体跟随人体行走的控制方法研究[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2025, 53(11): 69-73.
- XIANG K, MA H Y, LIU Z H, et al. Research on control methods for wheel-legged external limbs following human walking [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2025, 53(11): 69-73.
- [7] 胡楠, 张家豪, 魏晓彤, 等. 一种基于多假设交互的三维人体姿态估计模型[J]. *控制与决策*, 2025, 40(12): 3704-3712.
- HU N, ZHANG J H, WEI X T, et al. A 3D human pose estimation model based on multi-hypothesis interaction [J]. *Control and Decision*, 2025, 40(12): 3704-3712.
- [8] 孙非, 曹宇赫, 崔特, 等. 基于权重自适应更新径向基函数神经网络的水下游泳机械臂镇定控制[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4): 1-10.
- SUN F, CAO Y H, CUI T, REN C. Stabilization control of underwater swimming manipulator based on weight adaptive update radial basis function neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4): 1-10.
- [9] LUO Y Q, HE Y Q, LI Y X, et al. A sliding window-based CNN-BiGRU approach for human skeletal pose estimation using mmwave radar [J]. *Sensors*, 2025, 25(4): 1070.
- [10] 张德慷, 马桂金, 李坤, 等. 面向 ESM 任务的机械臂控制策略与优化算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(5): 30-38.
- ZHANG D K, MA G J, LI K, et al. Control strategies and optimization algorithms for robotic arm oriented towards ESM tasks [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(5): 30-38.
- [11] 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 mechanical arms [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2022, 41(1): 35-40.
- [12] LI M Y, HUANG J Q, XUE L, et al. A guidance system for robotic welding based on an improved YOLOv5 algorithm with a RealSense depth camera [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 21299.
- [13] VIADIMIR T, AKOS O, ERVIN B, et al. Painting path planning for a painting robot with a realsense depth sensor [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(4): 1467.
- [14] ANITHADEVI N, PALANISAMY S, RUBINI S S, et al. MediaPipe-LSTM-Enhanced framework for real-time dynamic sign language recognition in inclusive communication systems [J]. *Engineering Reports*, 2025, 7(7): e70142.
- [15] 江文松, 李旋, 罗哉, 等. 六自由度机械臂参数校准不确定度评定方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 26-34.
- JIANG W S, LI X, LUO Z, et al. Uncertainty evaluation of calibration model of six DOF robot arm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 26-34.
- [16] WANG Y P, LI S B, XU D, et al. An inverse kinematics solution method based on improved flow direction algorithm [J]. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 2025, (prepublish): 1-11.
- [17] WANG D, NAN G Y, XIA F. Enhanced human fall detection via lightweight MDS-OpenPose framework [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2025, 81(10): 1156.
- [18] YANG D, JUNG E S. Evaluation of camera configurations of OpenPose-based 3D motion capture system for construction tasks [J]. *Measurement*, 2025, 247, 116826.
- [19] KOUL A, NOVEMBRE G. How accurately can we estimate spontaneous body kinematics from video recordings? Effect of movement amplitude on OpenPose

- accuracy [J]. Behavior Research Methods, 2025, 57(1) :38.
- [20] RANI M, KUMAR M. Efficient human activity recognition using a hybrid MobileNetV2-CNN model[J]. National Academy Science Letters, 2025, (prepublsh) : 1-8.
- [21] SHARMA K P, NAGPAL T, PRAVEEN K N R, et al. Evaluating MobileNetV2 architecture for resource-efficient facial emotion recognition[J]. National Academy Science Letters, 2025, (prepublsh) : 1-5.
- [22] 郭俊锋,袁俊平,朱红霞. 基于改进 RRT 算法的双臂服务机器人运动规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(12) : 210-220.
GUO J F, YUAN J P, ZHU H X. Research on motion planning of dual-arm service robot based on improved RRT algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(12) : 210-220.
- [23] FU H W, JIN F, XU Y, et al. Research on static calibration method of wind tunnel balance based on CNN[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2897(1) : 012027.
- [24] TUSSET A M, PEREIRA A E B, BALTHAZAR J M, et al. Positioning control of robotic manipulators subject to excitation from non-ideal sources [J]. Robotics, 2023, 12(2) : 51.
- [25] HU Y Y. Manufacturing automation standards for smart fabrication using robot in kinematics control system with machine learning model[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, (prepublsh) : 1-10.

- [26] FRACCZAK L, SZANIEWSKI M, PODSEDKOWSKI L. Share control of surgery robot master manipulator guiding tool along the standard path[J]. The International Journal of Medical Robotics + Computer Assisted Surgery: MRCAS, 2019, 15(3) : e1984.

作者简介



王睿, 2024 年于常州工学院获得学士学位, 现为上海第二工业大学硕士研究生, 主要研究方向为人工智能。

E-mail: 15859581167@163.com

Wang Rui received his B. Sc. degree from Changzhou Institute of Technology in 2024.

Now he is a M. Sc. candidate in Shanghai Polytechnic University. His main research interest includes artificial intelligence.



吴雨欣(通信作者), 现为上海第二工业大学浦东智能制造产业学院办公室主任、工程师, 兼任企业知识产权管理体系评审员、上海技术交易所智库专家等职, 主要研究方向为图像处理、科学知识图谱、智能仪器仪表研发。

E-mail: yxwu@sspu.edu.cn

Wu Yuxin (Corresponding author) now is the Director of the Office and an Engineer at the Pudong Intelligent Manufacturing Industry College of Shanghai Second Polytechnic University, he also holds positions such as Enterprise Intellectual Property Management System Reviewer and Think Tank Expert at the Shanghai Technology Exchange. His main research areas include image processing, scientific knowledge graphs, and the development of intelligent instruments and meters.