李思敏,姜喜胜,吉祥,等. 基于分层二次规划的双臂机器人动作模仿研究[J]. 智能计算机与应用,2024,14(12):1-9. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.24072301

# 基于分层二次规划的双臂机器人动作模仿研究

李思敏<sup>1</sup>,姜喜胜<sup>1</sup>,吉祥<sup>1</sup>,梁国祥<sup>2</sup>,李清都<sup>1</sup>

(1 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2 上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093)

摘 要:本文旨在探索一种将操作者上半身运动重定向至人形机器人上半身的动作模仿方法。首先,利用动作捕捉系统获取 人体运动信息,然后实时将任务空间中双臂手腕的位姿信息重定向至机器人手腕,并在速度层面构建二次规划问题求解各关 节角速度,以再现双臂运动。然而,针对仅依据手腕信息求解出的手肘角度可能不满足期望要求的问题,本文利用双臂的冗 余特性,在运动过程中进行关节构型优化。因此本文基于手腕和手肘处的位姿信息提出一个基于零空间的、具有严格任务优 先级的分层二次规划算法,以提高人机动作的匹配度。该算法不仅具有多任务处理能力,相较传统二次规划方法还能同时跟 踪期望的手腕和手肘端位姿目标值,且在计算时间上提高了 71%。最后,在 MuJoCo 仿真平台上进行机器人模仿操作者动作 的实验,结果表明,该方法能显著提升人机动作模仿的实时性和自然度。

## Research on motion imitation of dual-arm robot based on hierarchical quadratic programming

LI Simin<sup>1</sup>, JIANG Xisheng<sup>1</sup>, JI Xiang<sup>1</sup>, LIANG Guoxiang<sup>2</sup>, LI Qingdu<sup>1</sup>

(1 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract**: The aim of this paper is to explore a way of retargeting the motion of the operator's upper hemisphere to the upper hemisphere of the humanoid robot. Firstly, the paper uses the motion capture system to obtain human motion information, then retarget the human posture information of the wrists in the task space to the robot wrists in real time, and build a quadratic problem at the speed level to solve the angular velocity of the joints to reproduce the motions of the arms. However, in cases where the angle of the elbow, based purely on wrist information, does not match expectations, this paper employs the redundant properties of the arms to optimize the joint structure during motion. Therefore, this paper proposes a hierarchical quadratic programming algorithm based on the null–space formulation with strict task prioritization, which takes the posture information of the wrist and elbow as input, aiming to improve the retargeting accuracy between human and robot motions. Compared with the traditional quadratic programming method, this algorithm not only has the ability of multi–tasking, but also tracks the desired wrist and elbow posture target values at the same time, and the calculation time is increased by 71%. Finally, experiments of robotic imitation of the operator's motions are conducted on the MuJoCo simulation platform, and the results demonstrate that the proposed method significantly enhances the real-time performance and naturalness of the human-robot motion imitation.

Key words: hierarchical quadratic programming; null space; multi-task; motion imitation; humanoid robot

0 引 言

人形机器人运动生成和控制的主要方法有 2 种:基于规划器和优化器方法,以及动作模仿方法。 前者需要预先设计期望运动轨迹,再通过优化函数 获得最优解,这面临着设计期望轨迹困难、部署新任 务不易等问题。而后者则是通过捕捉人体运动信 息,并将其重定向(映射)至机器人,生成符合机器

基金项目:国家自然科学基金(92048205)。

作者简介:李思敏(2000—),女,硕士研究生,主要研究方向:冗余机械臂运动规划。

通信作者:李清都(1980—),男,教授,博士生导师,主要研究方向:仿生机器人理论与技术、复杂系统的动力学与控制等。Email:liqd@usst.edu.cn。

人约束的复杂全身运动。

动作模仿方法的关键在于测量和获取全面的、 准确的人体运动信息,目前常见的测量方法有:包含 多个惯性传感器的动作捕捉系统(简称:动捕系 统),如 Darvish 等学者<sup>[1]</sup>采用 Xsens 系统获取人体 关节运动信息,但缺乏机器人触觉信息的反馈;集成 多模态传感器的轻量化可穿戴设备,如 Dafarra 等学 者<sup>[2]</sup>采用 iFeel 设备,能同步获取人体运动信息、视 觉和手部触觉信息。基于视觉的骨骼跟踪技术也得 到了广泛应用,如李雪菲等学者<sup>[3]</sup>采用 Kinect 相机 获取人体关节三维坐标数据。此外,还有全身外骨 骼测量系统,如 Ishiguro 等学者<sup>[4]</sup>设计的 TABLIS 座 舱,通过操作者佩戴及操作外骨骼获取全身运动信 息,包括双足力反馈信息。

然而,由于人机之间关节结构和运动能力存在 差异,无法直接将人体运动信息映射至机器人。因 此,研究人员提出了多种"动作重定向"方法,其中 逆运动学和非线性优化方法是2种常用方法。逆运 动学方法先计算操作者关节角速度或关节角度,再 映射至人形机器人的对应关节,这种方法需要同时 满足机器人自身的运动限制<sup>[5-6]</sup>。而非线性优化方 法则将人手部运动信息映射至人形机器人末端执行 器的期望运动轨迹<sup>[7-8]</sup>。除此之外,Pierce等学 者<sup>[9]</sup>提出了一种基于数据驱动的人机手臂映射方 法,文献[10]还针对机器人运动轨迹的模仿学习方 法进行了详细阐述。

本文采用青瞳视觉科技有限公司的光学动捕系 统获取操作者运动信息,旨在将任务空间中操作者 手腕的位姿信息映射至机器人手腕,再通过逆运动 学求解机器人各关节角度,从而实现机器人对操作 者的动作模仿。然而,由于机器人关节角度范围和 肢体长度与操作者的存在差异,操作者手腕处的信 息无法直接应用至机器人。为解决这一问题,本文 在任务空间中建立主(如人)从(如机器人)端映射, 生成符合机器人端的运动轨迹,从而在可控工作空 间内最大化实现动作重定向。

考虑到本文使用的机器人双臂各有7个自由 度,且关节存在角度及速度范围限制,于是采取在速 度层面上构建二次规划(Quadratic Programming, QP)问题的方法来解决这些约束对运动的限制。但 仅凭手腕的信息解算手臂各关节角度可能会导致手 肘姿态不自然,出现"畸形"构型。为解决这一问 题,本文先将操作者手腕和手肘端位姿信息重定向 至机器人对应处,再引入多任务规划:以手腕位姿信 息作为高优先级任务,以手肘位姿信息作为低优先 级任务,通过优先级分配,在保证手腕位姿精确跟踪 的同时,尽可能地满足手肘目标位姿,从而实现更自 然、协调的机器人运动,以此提高人机动作匹配度。

鉴于需要同时考虑多任务规划与约束条件,本 文选择采用分层二次规划算法(Hierarchical Quadratic Programming, HQP)来实现人机动作模仿。 尽管 HQP 在机器人全身控制中得到广泛应 用<sup>[11-13]</sup>,但随着任务的叠加,计算效率可能会降低。 为提高计算效率并充分利用冗余双臂的特性,本文 引入零空间的概念,在速度层面上构建基于零空间 的递归形式 HQP 算法。此算法利用任务矩阵的零 空间基矩阵简化约束条件,从而更高效地计算手臂 各角度,使其构型达到理想状态。

## 1 背景

### 1.1 睿娜运动学模型

本文采用一款自主研发的人形机器人"睿娜" 作为目标研究平台。该机器人整体高约160 cm,重 约50 kg,由移动平台基座与上体部分组成。上体部 分包括人形化的手臂、躯干等结构,共有18个自由 度。其中,双臂各有7个自由度,腰部有3个自由度 以及胯部1个自由度,如图1所示。由图1可知,仅 展示睿娜上半身关节结构。



Fig. 1 Joint structure

## 1.2 动捕系统的操作者数据转换

本文通过动捕系统获取操作者各骨骼节点在世 界坐标系下的原始运动数据。为实现将该数据重定 向至人形机器人,首先需要将操作者各骨骼节点的 原始运动数据转换为其在操作者根部坐标系下的表 示,再将转换后的数据映射至机器人目标执行器。 根据设定,操作者与睿娜的根部坐标系都在骨盆中 心,如图2所示。图2中,表示操作者左手肘运动信 息从世界坐标系到其根部坐标系转换,以*T*,=

3

 $(T_w^h)^{-1} \cdot (T_w^e)$  推导出。



图 2 操作者坐标数据转换 Fig. 2 Transformation of operator's coordinate data

## 1.3 主从端动作重定向方法的选择

在运动学层面上,实现操作者与机器人协同运 动有 2 种主要方法:配置空间重定向和任务空间重 定向<sup>[1]</sup>。典型的配置空间重定向方案是:首先转换 操作者的运动测量值,然后通过其骨骼模型和逆运 动学计算,获取到人体各关节的角度和速度信息,最 后在一个映射步骤下转化为机器人相应的角度和速 度信息,步骤如图 3 中②所示。然而,这种方法存在 一定局限性,由于不同操作者的人体运动学模型存 在差异,同一人机比例难以适应所有用户,降低了代 码通用性。针对上述问题,本文采用典型的任务空 间重定向方法。在转换操作者的运动测量值后,立 即在任务空间中将其映射成机器人相应的运动信 息,再通过机器人运动学模型和逆运动学计算得到 最终机器人关节信息,步骤见图 3 中①。



#### 图 3 运动学重定向方法

#### Fig. 3 Kinematics retargeting method

这种任务空间重定向方法也存在一定局限性: 首先,许多映射方案采用固定的人机几何比例关 系<sup>[14-15]</sup>,这会引发映射比例大于1时的精度问题。 其次,若人机自由度不同,还会引发映射的转换问 题。为避免这些问题,本文采用了一种不同的数据 映射方案,且鉴于睿娜与人体双臂具有相同的自由 度,故选择采用基于任务空间的重定向方法来实现 人机运动信息映射。

## 1.4 冗余双臂多任务规划方法的选择

在考虑冗余双臂多任务规划问题时,常见的方 法有:基于零空间的方法和 QP 方法。其中,基于零 空间的多任务解决思路是将低优先级任务映射至高 优先级任务的零空间中<sup>[16]</sup>,以保证低优先级任务不 干扰高优先级任务的实现。然而这种方法无法考虑 约束条件,且需求解广义逆矩阵,无形中增加了解算 时间和难度。

相较而言,QP 方法能够建立带约束的最优化问题。在面对多任务时,权重二次规划(Weighted Quadratic Programming, WQP)是常见的一种解决方案<sup>[17-18]</sup>,通过对角权重矩阵表明各任务间的优先级关系,但权重具体含义较为模糊,无法很好地解释任务间的重要性,且无法完全避免任务之间的耦合性。另一方面,传统 QP 方法无法实现严格意义上的任务分层。因此,本文选择采用 HQP 方法来规避上述问题。

## 2 主从端动作重定向方法

## 2.1 符号列表

为使后续阅读更加清晰易懂,在介绍映射方法 前对本节使用的符号进行解释,详见表1。

表1 符号解释

Table 1 Interpretation of symbols 符号 解释  $p \in \mathbb{R}^3$ 依次表示 x、y、z 方向  $U_{ns} \in R^3$ 睿娜末端 p 方向的初始值  $U_{pmin} \in R^3$ 睿娜末端 p 方向的最小值  $U_{pmax} \in R^3$ 睿娜末端 p 方向的最大值  $\boldsymbol{H}_{ps} \in R^3$ 操作者末端 p 方向的初始值  $\boldsymbol{H}_{pmin} \in R^3$ 操作者末端 p 方向的最小值 操作者末端 p 方向的最大值  $\boldsymbol{H}_{pmax} \in R^3$  $M_p \in R^{3 \times 3}$ p方向的比例矩阵 睿娜某骨骼节点坐标系相对于  ${}^{H}\boldsymbol{R}_{U} \in R^{3\times 3}$ 操作者坐标系的旋转矩阵  ${}^{W}\boldsymbol{R}_{H} \in R^{3\times 3}$ 操作者某骨骼节点坐标系相对于 世界坐标系的旋转矩阵

## 2.2 任务空间重定向方案设计

#### 2.2.1 求取工作空间

当考虑机器人的运动学时,可以观察到其末端 执行器位置完全由各个关节的角度决定。因此,机 器人的工作空间可以理解为所有可能的末端执行器 位置的集合。利用蒙特卡洛法可以有效探索机器人 的工作空间,首先,在机器人的关节角度运动范围内 进行大量随机取样,然后将这些随机样本带入机器 人的正向运动学方程中,即可计算出末端执行器在 任务空间中对应的位置。通过重复该过程获取足够 多的样本,所构建出的点云分布就可近似表示为机 器人的实际工作空间<sup>[16]</sup>,这种方法高效且灵活。本 文重复执行该过程 12 000 次,绘制出睿娜机器人手 腕执行器在各方向上的点云投影,如图 4 所示。同 理可得睿娜机器人手肘在各方向上的点云投影图及 工作空间。





#### 2.2.2 主从端重定向算法

主从端运动映射主要分为2种类型:绝对式映 射和增量式映射。以人机遥操作为例,绝对式映射 要求操作者从固定的初始位置出发,实时将双臂末 端位置映射至机器人的目标末端位置。相较之下, 增量式映射无需考虑是否从初始位置开始,操作者 在移动时,将其笛卡尔空间中的位置增量乘以映射 比例 k 传递给机器人,其随即将当前位置加上该增 量可得到新的目标位置<sup>[16]</sup>。当工作空间较大且对 末端精度要求不太严格时,增量式映射较为灵活。 而本文所采用的绝对式映射方法则更适用于工作空 间有限的情况,能够避免机器人超出预设工作空间 的可能,从而在有限范围内更准确、可控地执行 任务。

本文借鉴文献[16]的函数映射方法。首先,将 操作者双手自然下垂时的末端位置作为初始位置 *H<sub>w</sub>*,由下式可求得睿娜双臂末端的初始位置:

$$\boldsymbol{U}_{ps} = \boldsymbol{U}_{p\min} + \frac{\|\boldsymbol{H}_{ps} - \boldsymbol{H}_{p\min}\|}{\boldsymbol{H}_{p\max} - \boldsymbol{H}_{p\min}} (\boldsymbol{U}_{p\max} - \boldsymbol{U}_{p\min}) \quad (1)$$

运动过程中,实时计算操作者双臂末端位置与 初始位置的差值,作为末端的位置增量  $\Delta H_p$ ,然后 将该增量乘以比例矩阵  $M_p$ ,并加上p方向上的初始 值,可得睿娜期望的目标位置:

$$\boldsymbol{U}_{p} = \boldsymbol{U}_{ps} + \boldsymbol{M}_{p} \Delta \boldsymbol{H}_{p} \tag{2}$$

其中,比例矩阵由如卜公式求得:

$$\boldsymbol{M}_{p} = \frac{\boldsymbol{U}_{pmax} - \boldsymbol{U}_{ps}}{\boldsymbol{H}_{pmax} - \boldsymbol{H}_{ps}}$$
(3)

同理可求得手肘处的位置信息。

由于主从端坐标系标定存在差异,针对每一时

刻姿态变换映射,需先获取当前运动时操作者某骨骼节点相对于世界坐标系的旋转矩阵  ${}^{w}R'_{H}$ ,然后将其乘以一固定变换矩阵  ${}^{H}R_{U}(\text{d}^{H}R_{U} = ({}^{w}R_{H})^{-1w}R_{U}$ 获得),即可得到适用于睿娜对应骨骼节点在该时刻的姿态信息,数学公式具体如下:

$$\left[\boldsymbol{R}'_{U} = {}^{W}\boldsymbol{R}'_{H} {}^{H}\boldsymbol{R}_{U} \right]$$
(4)

这种映射方法能够保证人机姿态变化的一致 性。

## 3 基于零空间的 HQP 算法设计

为了确保在固定任务之间有清晰的层次优先关系,HQP方法选择将一个子任务作为优化目标,而将另一个子任务作为约束条件,这样可以将第 *t* 层优先级上的问题描述为<sup>[19]</sup>:

 $\underset{\boldsymbol{x}_{t},\bar{\boldsymbol{v}}_{t}}{\operatorname{argmin}} \quad \|\bar{\boldsymbol{A}}_{t}\boldsymbol{x}_{t} - \bar{\boldsymbol{b}}_{t}\|_{Q_{e}} + \|\bar{\boldsymbol{v}}_{t}\|_{Q_{i}} \quad (5a)$ 

s.t. 
$$\overline{ld}_{s,\iota} \leq C_{s,\iota} x_{\iota} + \overline{v}_{\iota} \leq \overline{ud}_{s,\iota}$$
 (5b)

$$\overline{ld}_h \leq C_h x_\iota \leq \overline{ud}_h \tag{5c}$$

$$\bar{\boldsymbol{A}}_{i-1}^{aug}\boldsymbol{x}_{i} = \bar{\boldsymbol{A}}_{i-1}^{aug}\boldsymbol{x}_{i-1}^{*}$$
(5d)

$$\overline{ld}_{t-1}^{aug} \leq \overline{C}_{t-1}^{aug} x_t + \overline{v}_{t-1}^{aug^*} \leq \overline{ud}_{t-1}^{aug}$$
(5e)

在上述公式中,  $A_i$ ,  $b_i$  分别表示第 t 层优先级所

有等式任务的任务矩阵和向量;  $\overline{U}_{s,t}, \overline{C}_{s,t}, \overline{v}_{t}, \overline{Ud}_{s,t}, \hat{D}$ 别表示第 t 层优先级中不等式软约束的下界、约束 系数矩阵、松弛变量和上界;约束式(5d)中考虑了 所有较高层优先级任务优化结果;  $\mathbf{x}_{t-1}^{*}$ 表示来自 t - 1 层最后的优化结果;  $\overline{A}_{t-1}^{aug}$ 表示 t - 1 层所有的

5

任务矩阵(t越小代表优先级越高),定义为:

$$\bar{A}_{t-1}^{aug} = \begin{pmatrix} \hat{e} & \bar{A}_1 & \dot{b} \\ \hat{e} & \dot{b} \\ \hat{e} & \dot{c} \\ \hat{e} \\ \hat{e} & \dot{c} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e} \\ \hat{e}$$

最后,式(5e)中则是综合了所有 t-1 层不同任

务的优化结果。 $\overline{ua}_{t-1}^{aug}$ 、 $\overline{c}_{t-1}^{aug}$ 、 $\overline{v}_{t-1}^{aug}$ 、 $\overline{ua}_{t-1}^{aug}$ 分别表示 t-1 层不等式约束的下界、约束系数矩阵、最优解及上界,定义为:

$$\begin{array}{c}
\stackrel{\bullet}{\mathbf{T}} & \stackrel{\bullet}{\mathbf{I}} \overline{\mathbf{Id}}_{i-1}^{aug} \triangleq \stackrel{\bullet}{\mathbf{e}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{E}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}}_{\mathbf{u}}, \quad \stackrel{\bullet}{\mathbf{C}}_{i-1}^{aug} \triangleq \stackrel{\bullet}{\mathbf{e}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{E}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}}_{\mathbf{u}}, \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{e}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{E}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{e}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{E}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{U}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}}_{s,t-1} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \\
\stackrel{\bullet}{\mathbf{d}} \stackrel{\bullet}$$

将较高层优先级任务的优化结果作为式(5d)、 (5e)的约束,保证了较低层任务的结果对较高层任 务没有影响,这也确保了固定任务在层次结构中具 有明确的分层关系。而每一层任务都包含着硬约束 条件,见式(5c),这些硬约束条件都具有该层最高 的优先级。在机器人控制任务中,如果不优先考虑 关节角度、速度或动力学方程等硬约束条件,那么来 自较高级别任务的约束可能会与其发生冲突,导致 无解情况出现。这种分层的方式确保了在任务执行 中优先考虑关键的硬约束,从而提高了系统的稳定 性和可靠性。

在解算第 t 层任务时,所有 t - 1 层的优化结果 都需要累计作为约束加入计算,显然会导致计算效 率逐渐降低。为解决这一问题,考虑以另一种形式 替代(5d):

$$\boldsymbol{x}_{i} = \boldsymbol{N}_{i-1} \boldsymbol{u}_{i} + \boldsymbol{x}_{i-1}^{*}$$
 (8)

根据文献[20],  $N_{t-1} \in R^{n^{\times(n-m_{t-1})}}$  由 $\bar{A}_{t-1}^{aug}$  的零 空间基矩阵组成, 设 $m_{t-1} = \text{Rank}(\bar{A}_{t-1}^{aug})$ , 对 $\bar{A}_{t-1}^{aug}$  进 行奇异值分解 ( $\bar{A}_{t-1}^{aug} = U\Sigma V^{T}$ )后,  $N_{t-1}$  由 V 矩阵最 后的  $n - m_{t-1}$ 列组成。将式(8)代入(5d)中满足:

$$\boldsymbol{A}_{t-1}^{aug} \boldsymbol{x}_{t} = \boldsymbol{A}_{t-1}^{aug} \boldsymbol{N}_{t-1} \boldsymbol{u}_{t} + \boldsymbol{A}_{t-1}^{aug} \boldsymbol{x}_{t-1}^{*} = \bar{\boldsymbol{A}}_{t-1}^{aug} \boldsymbol{x}_{t-1}^{*}, \forall \boldsymbol{u}_{t} \in \mathbb{R}^{n-m_{t-1}}$$
(9)

文献[20]提出的简化(5d)式、基于零空间的 HQP形式中,将参数向量 u,作为第 t 层优先级的优 化变量,然而,却并没有讨论不等式约束的情况。本 文将传统运动学二次规划形式( || Jq - v || )与前 者相结合,可得式(10):

$$\dot{\boldsymbol{q}}_{\iota} = \boldsymbol{N}_{\iota-1} \boldsymbol{u}_{\iota} + \dot{\boldsymbol{q}}_{\iota-1}^{*}$$
(10)

将式(10)代入,构建出式(11),一个在速度层 面上基于零空间、考虑不等式约束的 HQP 形式(记 为 HQP-Nullspace,若不使用 N 形式则记为 HQP-Original):

$$\underset{u_{t},\bar{w}_{t}}{\operatorname{argmin}} \| \boldsymbol{J}_{k}(\boldsymbol{N}_{t-1}\boldsymbol{u}_{t} + \dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*}) - \bar{\boldsymbol{v}}_{t} \| + \| \bar{\boldsymbol{w}}_{t} \|$$
(11a)

s.t. 
$$\overline{ld}_h \leqslant \overline{C}_h(N_{t-1}u_t + \dot{q}_{t-1}^*) \leqslant \overline{ud}_h$$
 (11b)

$$\overline{\boldsymbol{\mathcal{Id}}}_{s,\iota} \leqslant C_{s,\iota}(\boldsymbol{N}_{\iota-1}\boldsymbol{u}_{\iota} + \dot{\boldsymbol{q}}_{\iota-1}^*) + \bar{\boldsymbol{w}}_{\iota} \leqslant \overline{\boldsymbol{\mathcal{ud}}}_{s,\iota} \qquad (11c)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{l} \boldsymbol{d}_{t-1}^{aug} &\leq C_{t-1}^{aug}(\boldsymbol{N}_{t-1}\boldsymbol{u}_{t} + \dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*}) + \ddot{\boldsymbol{w}}_{t-1}^{aug}^{*} \leq \boldsymbol{u} \boldsymbol{d}_{t-1}^{aug} \quad (11d) \\ & \boldsymbol{\mathfrak{K}}(11a) \boldsymbol{\mathbb{R}} \boldsymbol{\mathcal{H}} \boldsymbol{\mathfrak{T}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \boldsymbol{\mathfrak{H}} \\ & \frac{1}{2} \boldsymbol{u}_{t}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{N}_{t-1}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t} \boldsymbol{N}_{t-1} \boldsymbol{u}_{t} + (\dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*})^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t} \boldsymbol{N}_{t-1} \boldsymbol{u}_{t} - \\ & \bar{\boldsymbol{v}}_{t}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t} \boldsymbol{N}_{t-1} \boldsymbol{u}_{t} + \frac{1}{2} (\dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*})^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t} \dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*} - \bar{\boldsymbol{v}}_{t}^{\mathrm{T}} \dot{\boldsymbol{J}}_{t} \dot{\boldsymbol{q}}_{t-1}^{*} + \\ & \frac{1}{2} \bar{\boldsymbol{v}}_{t}^{\mathrm{T}} \ddot{\boldsymbol{v}}_{t} + \frac{1}{2} \bar{\boldsymbol{w}}_{t}^{\mathrm{T}} \ddot{\boldsymbol{w}}_{t} \quad (12) \end{aligned}$$

设 $\boldsymbol{\delta}_{\iota}^{\mathrm{T}} = [\boldsymbol{u}_{\iota}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{w}_{\iota}^{\mathrm{T}}],$ 依照 QP 标准形式整理成如下 公式,由此解得最优解为  $\boldsymbol{u}_{\iota}^{*}$ :

$$\min_{\boldsymbol{\delta}_{t}} \frac{1}{2} \boldsymbol{\delta}_{t}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{H}_{t} \boldsymbol{\delta}_{t} + \boldsymbol{f}_{t}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\delta}_{t}$$
(13)

其中,

除此之外,随着任务的堆叠, $\hat{A}_{i}^{aug}$ 行数增加,求 解 $N_i$ 所需的时间也相应增多,所以多数采用一种更 为常见的、具有递归形式的 HQP,如图 5 所示。其 中,null( $\hat{J}_i$ )矩阵由 $\hat{J}_i$ 的零空间基矩阵组成,当 $\hat{J}_i$ 满秩、 $N_i = O$ 时,根据式(14)可知,低优先级任务的 解不会发生改变,因此算法在此结束。从机器人控 制的角度来解释,当 $\hat{J}_i$ 满秩时说明机器人在低优先 级任务里没有冗余自由度可供使用,即低优先级任 务无法实现。相较于 WQP,HQP 虽然需要解决多 个 QP 问题,但在任务间有了严格的层次划分,再加 上使用了零空间基矩阵的递归解算形式,能在一定 程度上提高计算效率。



图 5 递归形式的 HQP 算法示意图

Fig. 5 Schematic diagram of recursive HQP algorithm

本文采用上述 HQP 算法, 在双臂手腕与手肘处 构建两层 OP 问题,通过增加手肘处的约束层,实现 了双臂更理想的手肘角度。最后,对关节数据进行 五次多项式规划,从而实现基于 HOP 的冗余双臂多 任务动作模仿。

#### 实验仿真结果 4

#### 主从端动作重定向仿真结果 4.1

100

0

-100

100

Y/cm

Z/cm

图 4 展示了睿娜的最大工作空间范围,但根据

-100

实际需求,最后适度缩小了工作空间,以此提高重定 向的精确度。并根据 2.2 节提及的蒙特卡洛法,同 时绘制出操作者与受限制后的睿娜双臂手腕处的工 作空间,如图 6(b)所示。其中,外层橘红色、青绿色 区域为操作者的活动空间,内层蓝色、黄色区域为受 限制后睿娜的工作空间。为了更直观地展示睿娜的 工作空间范围,如图 6(a) 所示,单独绘制了睿娜的 三维工作空间。



图 6 主从端工作范围对比

0

X/cm

Fig. 6 Comparison of master-slave workspace

其次,基于2.2节中的任务空间映射公式(1)~ (3),可获得睿娜手腕与手肘处的期望位置。通过 多次实验,采集操作者与睿娜双臂在手腕与手肘处 的空间运动数据,并在 Matlab 中绘制出双臂两末端 点在各方向上的轨迹图。为使结果更加简洁,图7 仅展示了左臂的轨迹图,其中虚线表示操作者两端 的运动轨迹,实线则为睿娜的。

通过实验数据图像可观察到,在应用任务空间 映射方案后,睿娜的期望轨迹与操作者实际运动轨 迹高度吻合,这种一致性在手腕和手肘两个关键位 置均得到了体现。

#### 4.2 HOP 算法实现效果及分析

本文选择在 MuJoCo 仿真平台上完成动作模仿 的实验,如图 8(a)、图 8(b)、图 8(c)分别为操作 者(身着动捕服)、Rviz2(人体数据转换结果)及 MuJoCo(睿娜仿真)的结果图。此外,还对比了传统 OP 方法与本文提出的 HOP 方法在手肘构型上的表 现。如图 8 (d) 所示, 左图展示了传统 QP 解下的非 理想手肘构型,右图则为 HQP 解下的理想构型。仿 真结果表明,HOP 方法能在一定程度上缓解手肘 "畸形"问题,使睿娜整体动作表现与操作者更加一 致。





图 8

(c) MuJoCo视图

(d) 方法对比

实验效果图

Fig. 8 Diagram of the experimental renderings

### 4.3 数据对比分析

为凸显手肘位置准确的重要性,本实验记录了2 个典型动作:操作者以手肘外屈状态下拖高快递盒和 画椭圆。为使实验结果图更加简洁,仅展示和分析睿 娜左手的运动数据。值得注意的是,HQP-Original 算 法与 HQP-Nullspace 算法的结果表现出高度的一致 性,为避免冗余,本节仅展示后者的数据。

图 9 (a) ~ (b) 分别展示了传统 QP 算法与 HQP-Nullspace 算法下, 睿娜手腕与手肘端在各方 向上的输入和输出数据。具体地, 使用 HQP -Nullspace 算法时, 睿娜手腕端三维空间最大跟踪误 差为 0.65 cm, 平均跟踪误差为 0.12 cm; 手肘的最 大跟踪误差为 2.10 cm, 平均跟踪误差为 0.75 cm。 相比之下, 使用传统 QP 算法时, 手腕端最大跟踪误 差为 2.50 cm, 平均跟踪误差为 0.22 cm; 手肘的最 大跟踪误差为 9.53 cm, 平均跟踪误差为 5.58 cm。 这些数据清晰地展示出 HQP-Nullspace 算法的优越性,该算法不仅能够精准地跟踪手腕的目标运动,还能尽可能准确地达到预期的手肘位置。

图 9(e)则是从三维角度展示了 2 种算法解在 手肘位置的数据对比,其中可观察到,传统 QP 算法 解与实际路径之间具有明显偏差,导致手肘呈内屈 构型,引发睿娜手臂与快递盒的碰撞。相比之下, HQP-Nullspace 算法能成功规避这一问题。

尽管图 9(c) 表明 2 种算法在手腕端旋转角度 的跟踪方面表现相当,但图 9(d) 凸显出传统 QP 方 法在解算手肘端数据时存在明显劣势,导致大臂呈 现非预期的内旋状态。相比之下, HQP - Nullspace 算法在整体运动学求解中表现出了优越性,不仅成 功避免碰撞问题,还在手肘端运动轨迹的跟踪方面 展现出显著优势。

图 9(f)显示了在 10 组连续数据下使用 3 种不

同算法解逆运动学问题的平均时间。结果显示,耗 时最短的是 HOP - Nullspace 算法,平均用时为 38.90 ms;其次是 HQP-Original 算法,平均用时为 83.90 ms; 最后是传统 QP 算法, 平均用时为 136.00 ms。由此可见, HQP-Nullspace 算法在计算 效率上有显著提升。与传统 QP 算法相比, HQP-



(e) 手肘处三维运动轨迹图

-0.15

X/m

0.15

0.10

Nullspace 算法的加速幅度高达 71.40%; 与 HQP-Original 算法相比,加速了 53.6%。这与之前的理论 分析结果一致,计算效率显著提升对于实时性要求 高的应用场景是非常有益的。所有实验均在配备 Intel Core i7-12700H 处理器和 RTX3050Ti 显卡的 计算机上运行。



图 9 实验结果对比图 2 3 4 5 6 7 8 9 10

次数

(f) 计算时间对比图

Fig. 9 Comparison of experimental results

### 5 结束语

本文针对传统二次规划方法在处理人形冗余双 臂运动学时难以获得理想手肘关节角度的问题,提 出并验证了一种基于分层二次规划的优化方法,旨 在实现从操作者到人形机器人高精度的动作模仿。

本文详细阐述了从动作捕捉数据到机器人双臂 关节角度生成的完整流程,包括3个关键步骤:数据 预处理、任务空间中主从端映射及分层二次规划算 法的优化设计与解算。在任务空间中进行主从端映 射不仅具有较高的实用性,且能精确映射机器人手 腕与手肘端的期望位姿。所提出的优化算法在速度 层面上采用递归形式求解,一方面能够同时满足手 腕与手肘端的期望位姿目标,另一方面,通过引入任 务矩阵的零空间基矩阵降低约束计算量,该计算效 率相较传统二次规划方法提升了71%。

最后,在 MuJoCo 仿真平台中对所提出方法进 行实验验证,结果表明该算法能够保持较高的人机 动作特征匹配度。这种方法的创新性不仅为机器人 在制造业、服务业、医疗康复等领域的实践应用开辟 新技术路径,还为解决人机动作映射中的冗余自由 度、约束条件处理等关键难题提供了创新性的解决 思路。

## 参考文献

- DARVISH K, TIRUPACHURI Y, ROMUALDI G, et al. Wholebody geometric retargeting for humanoid robots [C]// 2019
   IEEE-RAS 19<sup>th</sup> International Conference on Humanoid Robots (Humanoids). Piscataway, NJ: IEEE, 2019,679–686.
- [2] DAFARRA S, DARVISH K, GRIECO R, et al. iCub3 Avatar system[J]. arXiv preprint arXiv, 2203. 06972, 2022.
- [3]李雪菲,单晓微,徐礼涛.关于 Pepper 机器人对人体动作的模仿 研究[J/OL].机械科学与技术.[2024-05-22].https://org/ 10.13433/j.cnki.1003-8728.2024.0060.
- [4] ISHIGURO Y, MAKABE T, NAGAMATSU Y, et al. Bilateral humanoid teleoperation system using whole – body exoskeleton cockpit TABLIS [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(4):6419-6426.
- [5] AYUSAWA K, YOSHIDA E. Motion retargeting for humanoid robots based on simultaneous morphing parameter identification and motion optimization [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2017, 33(6): 1343-1357.
- [6] STANTON C, BOGDANOVYCH A, RATANASENA E. Teleoperation of a humanoid robot using full – body motion capture, example movements, and machine learning [C]// Proceedings of Australasian Conference on Robotics and Automation. New Zealand: Victoria University of Weilington,

2012, 8: 1-11.

- [7] LIAROKAPIS M V, ARTEMIADIS P, BECHLIOULIS C P, et al. Directions, methods and metrics for mapping human to robot motion with functional anthropomorphism: A review[R]. Athens, Greece:National Technical University of Athens, 2013.
- [8] ELOBAID M, HU Y, ROMUALDI G, et al. Telexistence and teleoperation for walking humanoid robots [C]//Proceedings of Systems and Applications Intelligent Systems Conference. Cham: Springer, 2020: 1106–1121.
- [9] PIERCE R M, KUCHENBECKER K J. A data-driven method for determining natural human-robot motion mappings in teleoperation [C]//Proceedings of the 4<sup>th</sup> IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob). Piscataway, NJ:IEEE, 2012: 169–176.
- [10]黄艳龙,徐德,谭民. 机器人运动轨迹的模仿学习综述[J]. 自动化学报,2022,48(2):315-334.
- [11] KIM S, JANG K, PARK S, et al. Continuous task transition approach for robot controller based on hierarchical quadratic programming[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2):1603-1610.
- [12] LEE Y, AHN J, LEE J, et al. Computationally efficient HQPbased whole – body control exploiting the operational – space formulation [C]// Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway,NJ: IEEE, 2021;5197–5202.
- [13] TASSI F, DE M E, AJOUDANI A. Augmented hierarchical quadratic programming for adaptive compliance robot control [ C ]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics And Automation (ICRA). Piscataway, NJ:IEEE, 2021: 3568-3574.
- [14] KOENEMANN J, BURGET F, BENNEWITZ M. Real time imitation of human whole body motions by humanoids [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway,NJ:IEEE, 2014:2806–2812.
- [15] KIM J Y, KIM Y S. Whole-body motion generation of android robot using motion capture and nonlinear constrained optimization
   [J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2013, 10(2): 1350003.
- [16]王娜,商丽,孙军.考虑任务优先级的超冗余机械臂避障轨迹优 化[J].机械设计与制造,2020(12):201-204.
- [17] LI Q, PANG Y, CAI W, et al. An overview of multi-task control for redundant robot based on quadratic programming [C]// Proceedings of the Nanjing, Chinese Intelligent Automation Conference. Cham:Springer, 2023;641-666.
- [18] JANG K, KIM S, PARK S, et al. Weighted hierarchical quadratic programming: assigning individual joint weights for each task priority[J]. Intelligent Service Robotics, 2022, 15(4):475– 486.
- [19] NIE J, WANG Y, MO Y, et al. An HQP based obstacle avoidance control scheme for redundant mobile manipulators under multiple constraints [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(6): 6004–6016.
- [20] DE L M, MORDATCH I, HERTZMANN A. Feature based locomotion controllers [ J ]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2010, 29(4):1–10.