

DOI:10.16356/j.2097-6771.2026.03.003

面向月面与人协作的仿人臂动力学参数辨识

刘 茜¹, 黄亚宇^{1,2}, 李大珩¹, 申 洲³, 付云瑾^{1,2}, 孙 佳¹, 王 鹏^{1,2}

(1. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室, 北京 100190; 2. 中国科学院大学人工智能学院, 北京 100049; 3. 中科硅纪(南京)机器人有限公司, 南京 211135)

摘要: 为保障仿人臂在月面环境下与航天员的安全精确协同, 本文以 6 自由度(Six-degree-of-freedom, 6-DOF)仿人臂为研究对象, 在其动力学特性分析的基础上, 提出了一种适用于仿人臂的动力学参数辨识方法。首先, 建立仿人臂的运动学和动力学模型, 在仿人臂极低速协作场景下, 对仿人臂动力学模型进行简化, 得到最小复合重力参数集及其对应的重力回归矩阵。其次, 将重力回归矩阵参数可行域最大化作为辨识轨迹优化目标, 并考虑仿人臂的运动限位和碰撞规避作为优化的约束条件。最后, 分别在月面重力仿真环境和地球重力环境开展了模型的仿真和实验验证。结果表明, 月面仿真辨识后的各关节计算力矩误差百分比的平均值仅为 5.5%, 实验验证中各关节力矩的平均绝对误差均远小于其平均噪声幅值, 本文所用辨识方法建立的动力学模型能够反映仿人臂极低速运动时的动力学特性。

关键词: 仿人臂; 月面机器人; 参数辨识; 动力学建模

中图分类号: TP24 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2026)03-0501-10

Dynamic Parameter Identification of Humanoid Arm for Lunar Surface Human-Robot Collaboration

LIU Qian¹, HUANG Yayu^{1,2}, LI Daheng¹, SHEN Zhou³, FU Yunjin^{1,2}, SUN Jia¹, WANG Peng^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. CasiaHand Robotics (Nanjing) Co., Ltd., Nanjing 211135, China)

Abstract: To ensure the safe and precise collaboration between humanoid robotic arms and astronauts in the lunar environment, this paper investigates a six-degree-of-freedom (6-DOF) humanoid arm and proposes a dynamic parameter identification method based on its dynamic characteristics. First, the kinematic and dynamic models of the humanoid arm are established. For the extremely low-speed collaborative scenarios, the dynamic model is simplified to obtain the minimal set of composite gravitational parameters and its corresponding gravity regressor matrix. Second, the trajectory optimization objective is set to maximize the feasible parameter space of the gravity regression matrix, with constraints incorporating the humanoid arm's motion limits and collision avoidance. Finally, simulations and experiments are conducted in both a simulated lunar gravity environment and an earth gravity environment. The results show that the average percentage error of the calculated joint torques after identification is only 5.5% in the lunar simulation and the mean absolute error of the joint torques is significantly smaller than the average noise amplitude in the experimental

收稿日期: 2026-03-03; **修订日期:** 2026-05-15

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(62303454)。

通信作者: 孙佳, 女, 副研究员, E-mail: jia.sun@ia.ac.cn。

引用格式: 刘茜, 黄亚宇, 李大珩, 等. 面向月面与人协作的仿人臂动力学参数辨识[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(3): 501-510. LIU Qian, HUANG Yayu, LI Daheng, et al. Dynamic parameter identification of humanoid arm for lunar surface human-robot collaboration[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics (Natural Science Edition), 2026, 58(3): 501-510.

validation. Results demonstrate that the dynamic model established by the proposed identification method can accurately reflect the dynamic characteristics of the humanoid arm during extremely low-speed motion.

Key words: humanoid arm; lunar service robot; parameter identification; dynamics modeling

在未来的载人月球探测任务中,人机协同作业已成为提升任务效率与安全性的关键模式,机器人将作为航天员的得力助手,共同完成复杂的月面操作任务^[1-3]。人形机器人凭借其类人的外形结构与交互方式,能够更自然、高效地融入航天员的工作环境,实现人机之间的联合作业任务^[4]。作为人形机器人的关键执行部件,搭载于其上的仿人臂将在狭小共享的作业空间内与航天员并行协作^[5],因此其运动的安全性与操作的精准性至关重要。而准确的动力学模型是实现仿人臂高精度控制与安全运动规划的理论基础,亟需通过高效的动力学参数辨识方法获取能够真实反映其动力学特性的精确模型,从而为月面人机协同作业提供保障。

传统的机械臂动力学参数辨识方法主要面向工业应用场景,其动力学模型与待辨识参数通常较为复杂,相关研究仍处于持续演进阶段^[6-9]。特别是在工业机械臂的高动态工况下,系统表现出显著的非线性特征,离心力与哥氏力作为关节位置及速度的强耦合函数,极大地增加了参数解耦与辨识的难度。Cheng等^[10]通过对工业机械臂动力学方程的重构分离待辨识参数,获得动力学参数辨识模型。但该研究仅停留在理论推导层面,缺乏必要的实验验证,且未考虑关节测量噪声等实际干扰因素的影响。Neubauer等^[11]通过正交三角分解提取线性无关的动力学基参数,并结合最小二乘法实现动力学参数的辨识。实验结果表明,该方法在机械臂低速运行工况下的力矩预测精度存在显著偏差。为进一步提升辨识精度,Lin等^[12]提出了一种分阶段的辨识策略,将工业机械臂动力学参数辨识分阶段为非线性摩擦参数辨识、惯性参数辨识和全局参数优化,采用遗传算法以及改进的最小二乘法实现参数的辨识。然而,该方法的实验结果同样揭示,机械臂在高速运行工况下的力矩预测精度较高,但在低速运行工况下的力矩预测精度仍有待提高。

与追求高速运动的工业机械臂不同,仿人臂的运动速度通常维持在接近人体上肢的水平,往往不会太快^[13]。因此需要针对仿人臂低速运动特征设计专门的参数辨识策略,从而重点解决低速运行时的动力学模型失真问题。Chen等^[14]研究了协作臂低速运动时的动力学特性,并采用最小二乘法实现其动力学参数的辨识。Li等^[15]开展了受限空间内的协作臂动力学参数辨识研究,使用改进的双曲正

弦余弦优化器辨识动力学参数,并使用多层感知神经网络学习和补偿物理模型的残差;文献[16]利用线性矩阵不等式保证辨识参数的物理可行性,并在可行空间内通过最小二乘法进行动力学参数的辨识。然而,上述研究均未考虑重力环境及负载变化,未充分探讨动力学参数辨识方法在不同重力环境或负载下的泛化应用。刘宏等^[17]初步完成了在轨微重力环境下的动力学参数辨识工作,但未对动力学天地差异进行系统性对比与深入分析。此外,鉴于仿人臂需在月面环境下与航天员进行近距离协同作业,更需要考虑运动的安全性^[18]、操作的精准度^[19]以及与航天员交互时的柔顺性^[20]。

鉴于仿人臂在月面与航天员协同作业的特殊性,本文提出一种针对仿人臂极低速协作场景下的动力学分析与参数辨识方法。研究建立了包含最小复合重力参数集及其重力回归矩阵的仿人臂动力学参数辨识模型。考虑仿人臂的运动限位和碰撞规避,设计了以重力回归矩阵参数可行域最大化作为优化目标的辨识轨迹。最后,通过仿真和实验验证了本文提出的仿人臂动力学参数辨识方法的有效性。

1 仿人臂运动学和动力学建模

1.1 运动学建模

本文采用的无畏机器人仿人臂,如图1所示,是一种部署于人形机器人上的仿人臂,其运动学结构具备典型的串联型机械臂特征。对它进行运动学建模就是建立其关节角度与末端位姿的定量描述关系。基于改进的DH(Denavit-Hartenberg)参数^[21],建立仿人臂的连杆坐标系,如图2所示。其中 $\{\hat{X}_i, \hat{Y}_i, \hat{Z}_i\}$ 为坐标系 $\{i\}$ 主轴方向的单位矢量, θ_i 为关节 i 的旋转角度。



图1 无畏机器人仿人臂

Fig.1 Humanoid arm of Wuwei robot

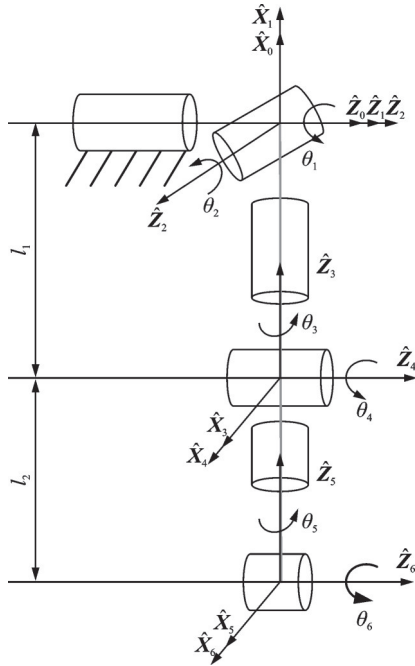


图2 仿人臂连杆坐标系

Fig.2 Link coordinate systems of humanoid arm

表1为仿人臂改进的DH参数表。其中 l_1 为沿 \hat{Z}_3 轴,从 \hat{X}_2 移动到 \hat{X}_3 的距离, l_2 为沿 \hat{Z}_5 轴,从 \hat{X}_4 移动到 \hat{X}_5 的距离。

表1 仿人臂改进的DH参数表

Table 1 Modified DH parameters of the humanoid arm

i	扭转角 $\alpha_{i-1}/$ (°)	杆长 α_{i-1}	关节偏距 d_i	关节转角 $\theta_i/$ (°)
1	0	0	0	0
2	-90	0	0	-90
3	-90	0	$-l_1$	-90
4	-90	0	0	0
5	90	0	$-l_2$	0
6	-90	0	0	0

1.2 动力学建模

通过牛顿-欧拉法^[22]建立无畏仿人机械臂的动力学模型,表示为

$$\tau = M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + G(\theta) + \tau_f(\dot{\theta}) \quad (1)$$

式中: τ 表示仿人臂 6×1 关节力矩矢量, $\tau =$

$[\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4, \tau_5, \tau_6]^T$; $\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}$ 表示仿人臂 6×1 关节角度、角速度、角加速度矢量, $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]^T$; $M(\theta)$ 表示仿人臂 6×6 质量矩阵; $C(\theta, \dot{\theta})$ 表示仿人臂 6×1 离心力和哥氏力矢量; $G(\theta)$ 表示仿人臂 6×1 重力矢量; $\tau_f(\dot{\theta})$ 表示仿人臂 6×1 关节摩擦力矢量, 表示为关节速度 $\dot{\theta}$ 的模型。

针对仿人臂极低速运动场景,如复杂操作空间中仿人臂拖动示教的点定位和轨迹记录,以及末端精细操作过程中仿人臂的柔顺随动控制等与航天员协同的作业场景,有

$$\dot{\theta} \approx \ddot{\theta} \approx 0_{6 \times 1} \quad (2)$$

由于有速度项和加速度项趋近于零,动力学模型中与速度项和加速度项相关的质量矩阵、离心力和哥氏力矢量亦趋近于零,则上述动力学模型可简化为

$$\tau = G(\theta) + \tau_f(\dot{\theta}) \quad (3)$$

进一步考虑仿人臂的两种运动状态 $(\varphi_1, \dot{\varphi}_1, \ddot{\varphi}_1)$ 和 $(\varphi_2, \dot{\varphi}_2, \ddot{\varphi}_2)$, 有

$$\begin{cases} \varphi_1 = \varphi_2 = \theta \\ \dot{\varphi}_1 = -\dot{\varphi}_2 \\ \ddot{\varphi}_1 = \ddot{\varphi}_2 = 0 \end{cases} \quad (4)$$

将上述两种运动状态代入动力学模型,则

$$\tau_1 + \tau_2 = G(\varphi_1) + G(\varphi_2) + (\tau_f(\dot{\varphi}_1) + \tau_f(\dot{\varphi}_2)) = 2G(\theta) = 2H_G(\theta)\phi_G \quad (5)$$

式中: $H_G(\theta)$ 表示由关节角度的三角函数表示的重力回归矩阵; ϕ_G 表示最小复合重力参数集, 其中的每一个参数都对动力学模型有独立的影响。

以无畏机器人仿人臂的连杆坐标系描述为基础, 建立单关节标准参数集为

$$p_i = [m_i, l_{xi}, l_{yi}, l_{zi}]^T \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (6)$$

式中: m_i 表示连杆 i 的质量; l_{xi}, l_{yi}, l_{zi} 表示连杆 i 的质心相对于关节轴坐标系的位移。

整理得到重力回归矩阵 $H_G(\theta)$ 和最小复合重力参数集 ϕ_G 分别为

$$H_G(\theta) = \begin{bmatrix} H_{G11}(\theta) & H_{G12}(\theta) & H_{G13}(\theta) & H_{G14}(\theta) & H_{G15}(\theta) & H_{G16}(\theta) \\ 0_{1 \times 2} & H_{G22}(\theta) & H_{G23}(\theta) & H_{G24}(\theta) & H_{G25}(\theta) & H_{G26}(\theta) \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & H_{G33}(\theta) & H_{G34}(\theta) & H_{G35}(\theta) & H_{G36}(\theta) \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & H_{G44}(\theta) & H_{G45}(\theta) & H_{G46}(\theta) \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & H_{G55}(\theta) & H_{G56}(\theta) \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & H_{G66}(\theta) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\phi_G = \begin{bmatrix} \phi_{G1} \\ \phi_{G2} \\ \phi_{G3} \\ \phi_{G4} \\ \phi_{G5} \\ \phi_{G6} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 gl_{x1} \\ m_1 gl_{y1} + m_2 gl_{z2} \\ m_2 gl_{x2} \\ m_2 gl_{y2} + m_3 gl_{z3} - (m_3 + m_4 + m_5 + m_6) gl_1 \\ m_3 gl_{x3} \\ m_3 gl_{y3} + m_4 gl_{z4} \\ m_4 gl_{x4} \\ m_4 gl_{y4} - m_5 gl_{z5} + (m_5 + m_6) gl_2 \\ m_5 gl_{x5} \\ m_5 gl_{y5} + m_6 gl_{z6} \\ m_6 gl_{x6} \\ m_6 gl_{y6} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $0_{1 \times 2}$ 表示参数为零的列向量, 即 $0_{1 \times 2} = [0 \ 0]$; H_{Gij} 表示 6×12 维重力回归矩阵 $H_G(\theta)$ 中第 i 行第 $(2j-1) \sim 2j$ 列的非零参数组成的 1×2 维列向量 ($i, j = 1, 2, \dots, 6$); ϕ_{Gi} 表示 12×1 维最小复合重力参数集 ϕ_G 中第 i 行第 $(2j-1) \sim 2j$ 列的最小复合重力参数 ($i, j = 1, 2, \dots, 6$); g 表示重力加速度, 地球表面时有 $g = g_{\text{earth}} \approx 9.81 \text{ m/s}^2$, 月球表面时有 $g = g_{\text{moon}} \approx g_{\text{earth}}/6$ 。

则无畏机器人仿人臂的动力学模型可整理为

$$\begin{aligned} \tau_i(\theta) &= H_{Gi}(\theta) \phi_{Gi} \\ \tau_i(\theta) &= H_{Gi}(\theta) \phi_{Gi} + \sum_{j=i+1}^6 (H_{Gij}(\theta) \phi_{Gj}) \\ & \quad i = 1, 2, \dots, 5 \end{aligned} \quad (9)$$

从上述经过整理的动力学模型可以看出, 仿人臂具有从最末端关节逐一向前一关节推演的动力学特性, 从理论角度证明了文献[23]中提到的逐一辨识法的有效性。

最后, 根据最小二乘法进行辨识, 有

$$\begin{cases} \phi_{Gi}^* = (H_{Gis}^T(\theta) H_{Gis}(\theta))^{-1} H_{Gis}^T(\theta) \tau_{is}(\theta) & i = 6 \\ \phi_{Gi}^* = (H_{Gis}^T(\theta) H_{Gis}(\theta))^{-1} H_{Gis}^T(\theta) \left(\tau_{is}(\theta) - \sum_{j=i+1}^6 (H_{Gij}(\theta) \phi_{Gj}^*) \right) & i = 1, 2, \dots, 5 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $H_{Gis}(\theta)$ 和 $\tau_{is}(\theta)$ 分别表示对 $H_{Gij}(\theta)$ 和 τ_i 进行 N 次采样后的堆叠量; ϕ_{Gi}^* 表示对动力学模型中最小复合重力参数的最小二乘估计。

2 辨识轨迹设计

设计特定的辨识运动轨迹是为了有效地采集仿人臂的运动和力矩数据。由于本文研究的仿人臂协同工作在极低速运动状态, 简化了动力学模型中离心力和哥氏力的影响, 因此普遍采用的多项式辨识轨迹并不适用。本文设计了仿人臂关节空间的辨识轨迹, 逐一辨识仿人臂的最末端关节到第 1 关节的最小复合重力参数。具体的, 当辨识仿人臂第 6 关节的最小复合重力参数时, 保持第 5 关节到第 1 关节静止在有利于第 6 关节辨识的特定构型下, 驱动第 6 关节运动并采集仿人臂的运动和力矩数据。待辨识关节的辨识轨迹采用点到点匀速往复运动, 且设计较小的匀速运动速度 ($\dot{\theta}_i \leq 3^\circ/\text{s}$)^[14] 从而进一步简化起止点的速度平滑过程, 其他关节静止在特定辨识构型, 有

$$\theta_i(t) = \begin{cases} \theta_{i,\text{start}} + (-1)^{\lfloor \frac{t}{T_i} \rfloor} \dot{\theta}_i \cdot \left(t - T_i \cdot \left\lfloor \frac{t}{T_i} \right\rfloor \right) & i \in \{6, 5, \dots, j+1\} \\ \theta_{i,\text{static}} & i \in \{j, j-1, \dots, 1\} \text{ 且 } 1 \leq j \leq 6 \end{cases} \quad (11)$$

式中: t 表示当前运动时间; T_i 表示关节 i 往复运动一个周期的时间, 有 $T_i = 2 |(\theta_{i,\text{end}} - \theta_{i,\text{start}}) / \dot{\theta}_i|$; $\theta_{i,\text{start}}$ 和 $\theta_{i,\text{end}}$ 分别表示关节 i 往复运动的起始点和终止点; $\theta_{i,\text{static}}$ 表示关节 i 静止。

上述辨识轨迹的待优化参数为在特定构型静止的关节角度 $\theta_{i,\text{static}}$ 。除了需要考虑仿人臂的运动范围、碰撞规避等基本约束之外, 还需要尽可能充分地反映仿人臂运动的动力学特性, 即辨识轨迹能够使重力回归矩阵参数 $H_{Gij}(\theta)$ 的可行域最大化。因此, 辨识轨迹的优化目标及其约束条件为

$$\begin{aligned} \arg \max Q &= (\max(H_{Gij}(\theta)) - \min(H_{Gij}(\theta))) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \theta_{\min} \leq \theta(t) \leq \theta_{\max} \\ d(V_a, V_b, t) > \varepsilon \quad \forall t \text{ 且 } a, b = 1, 2, \dots, 6; a \neq b \\ d(V_a, V_{\text{inv}}, t) > \varepsilon \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: θ_{\min} , θ_{\max} 表示关节角度的最小值和最大值限制; V_a , V_b 分别表示仿人臂关节的包围盒集^[24]; V_{inv} 表示仿人臂周围环境物体的包围盒集; $d(V_a, V_b, t)$ 表示仿人臂关节间的最小距离; $d(V_a, V_{\text{inv}}, t)$ 表示仿人臂关节与周围环境之间的最小距离。

通过基于改进的遗传粒子群混合优化算法^[25] 对上述优化问题进行求解, 算法求解流程如图 3 所示。首先通过遗传算法初步优化粒子群算法中的

粒子群,之后在粒子群算法优化阶段,评估个体最优和全局最优来确定粒子下一步迭代的移动方向,通过不断地迭代来寻找最优位置。

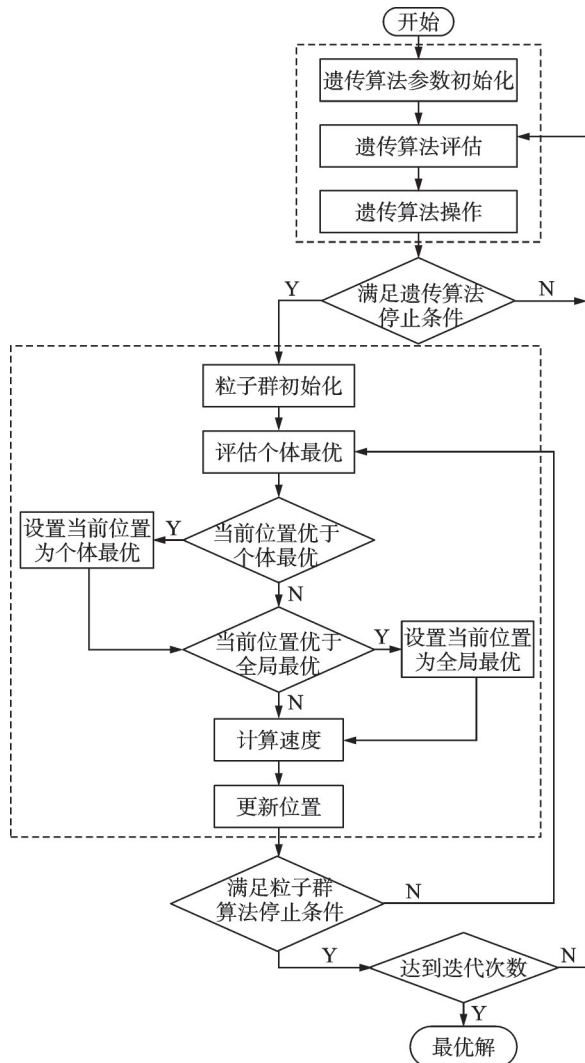


图 3 改进的遗传粒子群混合优化算法流程图

Fig.3 Flow chart of the improved hybrid optimization technique based on genetic algorithm combined with particle swarm optimization algorithm

算法中对评估函数 W_i 定义为辨识轨迹的优化目标,有

$$W_i = \frac{1}{1 + Q_i} \quad (13)$$

遗传算法操作包括交叉和变异操作,交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 分别描述为

$$p_c = \begin{cases} p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(Y_i - Y_{avg})}{Y_{max} - Y_{avg}} & Y_i > Y_{avg} \\ p_{c1} & Y_i \leq Y_{avg} \end{cases} \quad (14)$$

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} - \frac{(p_{m1} - p_{m2})(Y_{max} - Y_i)}{Y_{max} - Y_{avg}} & Y_i > Y_{avg} \\ p_{m1} & Y_i \leq Y_{avg} \end{cases} \quad (15)$$

粒子速度计算公式为

$$V_i^{u+1} = \omega V_i^u + c_1 \text{random}(0, 1)(p_{Best_i} - Y_i^u) + c_2 \text{random}(0, 1)(g_{Best} - Y_i^u) \quad (16)$$

粒子位置更新公式为

$$Y_i^{u+1} = Y_i^u + V_i^{u+1} \quad (17)$$

式中: $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 表示粒子序号; N 表示最大序号索引; Y_{max} 和 Y_{avg} 分别表示群体的最大值和平均值; Y_i 表示当前粒子; p_{c1} 和 p_{c2} 分别表示最大和最小交叉概率; p_{m1} 和 p_{m2} 分别表示最大和最小变异概率; u 表示迭代次数; ω 表示惯性权重; c_1 和 c_2 分别表示个体学习因子和群体学习因子; p_{Best_i} 和 g_{Best} 分别表示个体最优和全局最优。

3 仿人臂动力学参数辨识仿真验证

为验证上述仿人臂动力学参数辨识方法在不同重力环境下的有效性,本文针对无畏机器人仿人臂在地球重力环境和月面重力环境下开展了多体动力学仿真验证。在 MuJoCo 物理仿真引擎中,建立了无畏机器人仿人臂的三维动力学仿真模型如图 4 所示,仿真模型所使用的物理参数如表 2 所示。通过设定不同的重力加速度值,模拟无畏机器人仿人臂在地球重力环境 ($g = g_{earth} \approx 9.81 \text{ m/s}^2$) 和月面重力环境 ($g = g_{moon} \approx g_{earth}/6 \approx 1.63 \text{ m/s}^2$) 的动力学特性。

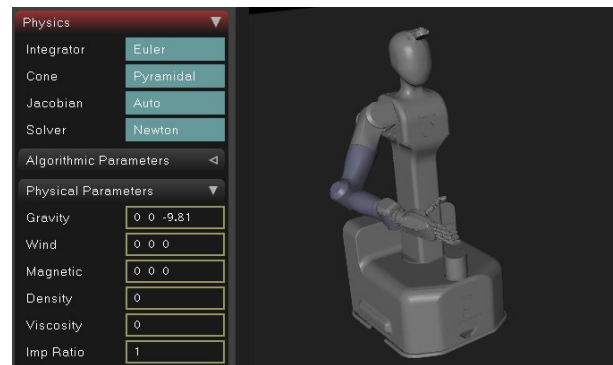


图 4 仿人臂的仿真模型

Fig.4 Simulation model of humanoid arm

表 2 仿人臂仿真模型参数设置

Table 2 Parameters of humanoid arm simulation model

杆件	质心位置/mm	质量/kg	杆件长度/mm
1	[0.5, 3.5, -70]	0.8	0
2	[1.5, 4.0, 5.0]	0.7	0
3	[5.5, 13, 150]	0.5	350
4	[7.5, -30, 4.5]	0.3	0
5	[3.5, 11, 100]	0.3	250
6	[2.0, 5.5, 3.0]	0.2	0

考虑到月面环境应用的机器人必须在地面环境完成全面、充分的验证工作,同时为了进一步验证地面的辨识结果在月面环境下的可复现性。本文在地

面重力环境下开展了仿人臂的动力学参数辨识,辨识轨迹如图 5 所示。将参数辨识的结果应用在月面重力环境开展仿人臂的仿真验证,验证轨迹如图 6 所示。

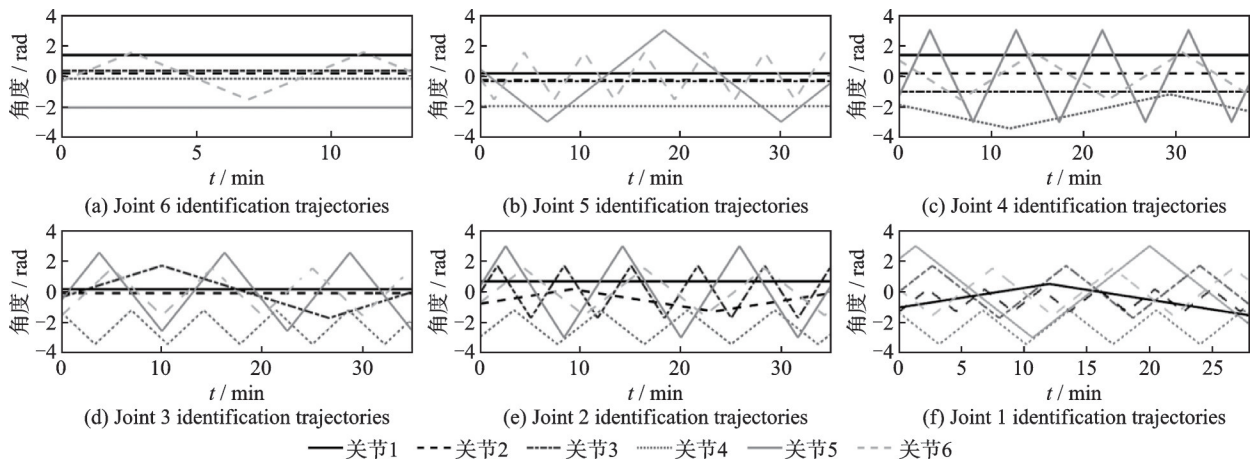


图 5 仿人臂的辨识轨迹

Fig.5 Identification trajectories for humanoid arm

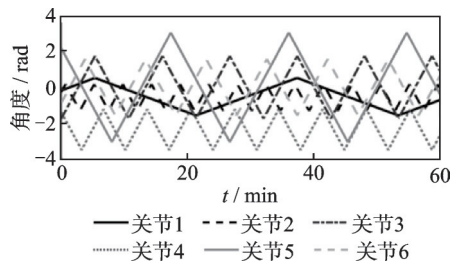


图 6 仿人臂的验证轨迹

Fig.6 Validation trajectories for humanoid arm

将地球重力环境下仿人臂动力学参数辨识

得到的最小复合重力参数估计值中的重力项从地面重力值改为月面重力值后,计算仿人臂在月面重力环境下的计算关节力矩,与 MuJoCo 物理仿真引擎中月面重力环境下的仿真关节力矩对比如图 7 所示。从图 7 中可以看出,计算关节力矩与仿真关节力矩基本吻合。以均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 为评判标准来衡量二者的误差,各关节力矩的 RMSE 如表 3 所示。

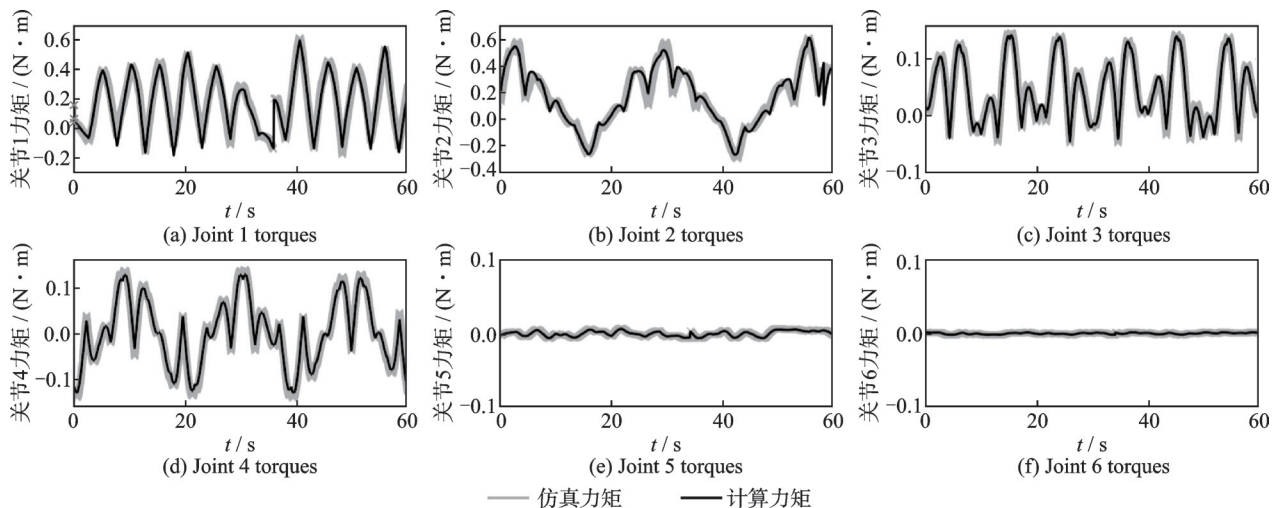


图 7 计算关节力矩与仿真关节力矩的对比

Fig.7 Comparison of calculated and simulated joint torques

表 3 关节力矩均方根误差值

Table 3 RMSE of joint torques

关节	最大力矩/(N·mm)	均方根误差/(N·mm)	百分比/%	关节	最大力矩/(N·mm)	均方根误差/(N·mm)	百分比/%
1	618.66	32.64	5.3	4	141.64	6.79	4.8
2	608.73	39.93	6.6	5	7.27	0.46	6.4
3	147.27	4.89	3.3	6	1.91	0.13	6.9

$$\tau_{i, \text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\tau_{i, \text{sim}} - \tau_{i, \text{cal}})^2} \quad (18)$$

式中: N 表示采样次数; $\tau_{i, \text{sim}}$ 表示关节*i*的仿真关节力矩; $\tau_{i, \text{cal}}$ 表示关节*i*的计算关节力矩。

辨识后的各关节计算力矩较仿真力矩的 RMSE 较小,误差百分比的平均值为 5.5%,最大的关节力矩 RMSE 百分比控制在 6.9% 以内,验证了

地面重力环境仿真得到的最小复合重力参数估计值在月面重力环境仿真的有效性。

进一步考虑仿人臂带负载(负载质量 0.3 kg)后,计算仿人臂在月面重力环境下的计算关节力矩,与 MuJoCo 物理仿真引擎中月面重力环境下的仿真关节力矩对比如图 8 所示,各关节力矩的均方根误差如表 4 所示。

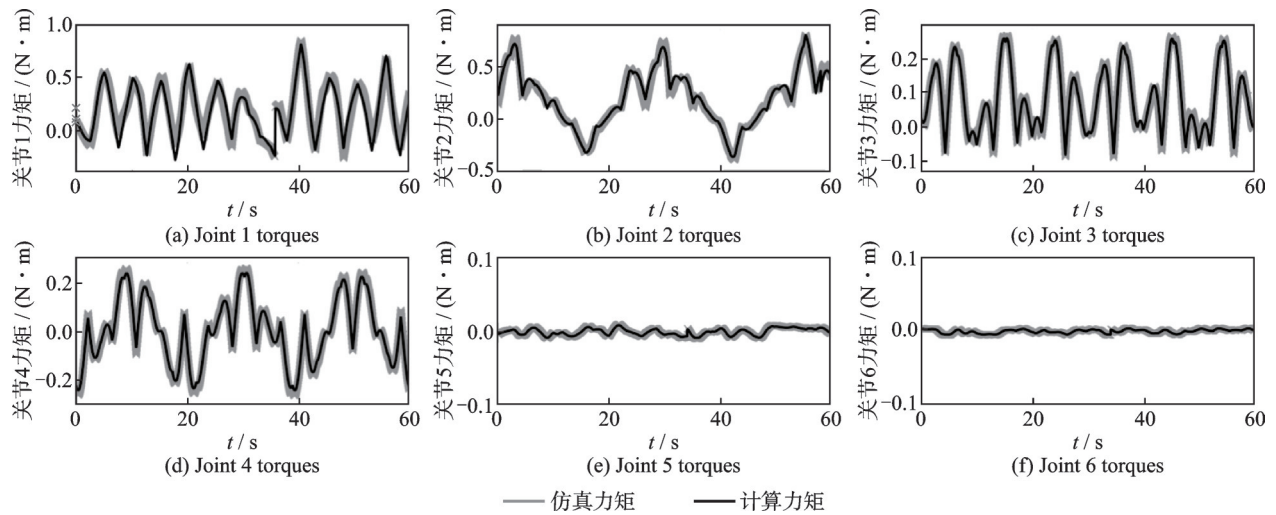


图 8 考虑负载的计算关节力矩与仿真关节力矩的对比

Fig.8 Comparison of calculated and simulated joint torques under load condition

表 4 考虑负载的关节力矩 RMSE

Table 4 RMSE of joint torques under load condition

关节	最大力矩/(N·mm)	RMSE/(N·mm)	百分比/%	关节	最大力矩/(N·mm)	RMSE/(N·mm)	百分比/%
1	852.91	59.60	7.0	4	266.12	11.46	4.3
2	806.69	36.35	4.5	5	9.95	0.60	6.0
3	270.67	7.61	2.8	6	4.77	0.33	6.9

仿真结果表明,在带负载工况下,辨识后的各关节计算力矩误差百分比的平均值仅为 5.3%,最大的关节力矩均方根误差百分比亦控制在 7.0% 以内,验证了本文所提出的仿人臂动力学参数辨识方法的稳健性和适用性。

4 仿人臂动力学参数辨识实验验证

在无畏机器人仿人臂上执行辨识轨迹,以 1 000 Hz 的频率对仿人臂的关节位置、电流进行采样,关节力矩为

$$\tau_{m,i} = k_{e,i} I_{m,i} \quad i = 1, 2, \dots, 6 \quad (19)$$

式中: $\tau_{m,i}$ 表示关节*i*的实测力矩; $k_{e,i}$ 表示关节*i*的电机系数; $I_{m,i}$ 表示关节*i*的实测电流。

将每一条辨识轨迹正向、反向各运行一次,再利用式(5)剔除掉摩擦力对辨识结果的影响。优化轨迹和未优化轨迹分别辨识得到最小复合重力参数的估计值,如表 5 所示。

分别使用上述参数建模,对比计算关节力矩与

实际关节力矩,得到关节力矩对比曲线如图 9 所示。其中,实际关节力矩经过 10 次重复实验进行数据采集以保证实验验证的稳定性。从图 9 中可以看出,相较于未优化估计值,优化估计值计算得到的关节力矩与实际关节力矩的吻合度更高,表明经优化后的辨识轨迹得到的动力学模型具有更高的关节力矩预测精度。进一步考虑末端负载,采用优化轨迹进行参数辨识,仿人臂的计算关节力矩与实际关节力矩对比曲线如图 10 所示。由于实际测量的关节力矩噪声较大,因此,以平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)^[26]为评判标准来衡量计算关节力矩与实际关节力矩的误差,仿人臂空载下各关节力矩的平均绝对误差及其置信区间分别如表 6 和图 11 所示。

$$\tau_{i, \text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |\tau_{i, \text{real}} - \tau_{i, \text{cal}}| \quad (20)$$

式中: N 表示采样次数; $\tau_{i, \text{real}}$ 表示关节*i*的实际测量关节力矩; $\tau_{i, \text{cal}}$ 表示关节*i*的计算关节力矩。

表 5 仿人臂最小复合重力参数的估计值

Table 5 Estimated values of minimal composite gravitational parameters for humanoid arm

最小复合重力参数	未优化的估计值/(N·mm)	优化后的估计值/(N·mm)
m_1gl_{x1}	1 293.55	213.33
$m_1gl_{y1} + m_2gl_{z2}$	400.74	176.54
m_2gl_{x2}	1.69	3.19
$(m_3 + m_4 + m_5 + m_6)gl_1 - m_2gl_{y2} - m_3gl_{z3}$	30.32	3 065.88
m_3gl_{x3}	30.68	28.47
$m_3gl_{y3} + m_4gl_{z4}$	67.86	71.35
m_4gl_{x4}	884.03	728.13
$(m_5 + m_6)gl_2 + m_4gl_{y4} - m_5gl_{z5}$	5.25	5.54
m_5gl_{x5}	21.73	1.70
$m_5gl_{y5} + m_6gl_{z6}$	41.92	0.72
m_6gl_{x6}	19.30	5.67
m_6gl_{y6}	26.60	2.86

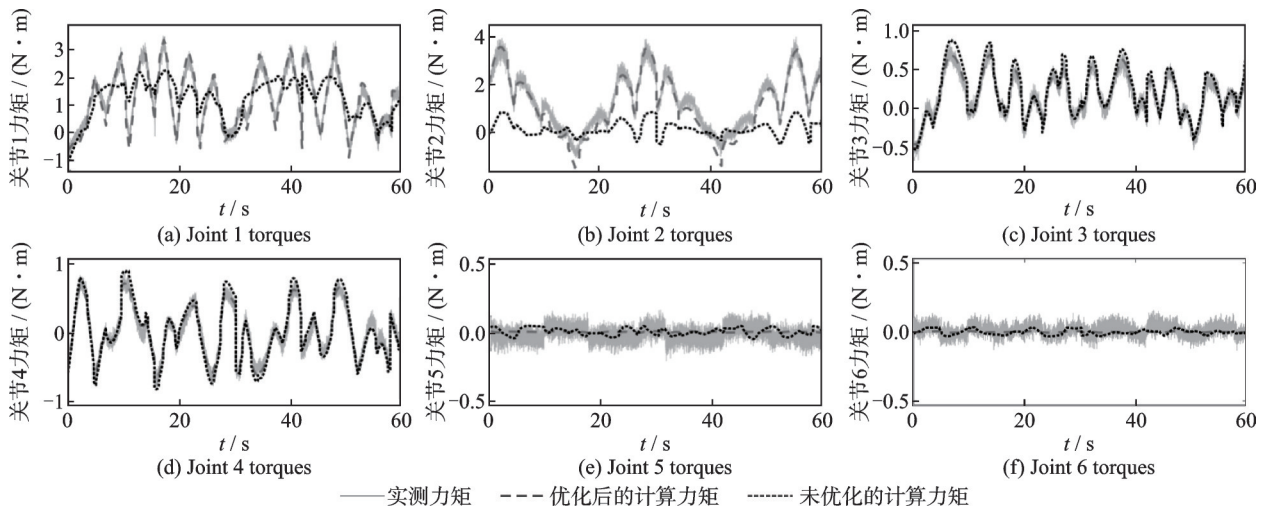


图9 计算关节力矩与实际测量关节力矩的对比

Fig.9 Comparison of calculated and measured joint torques

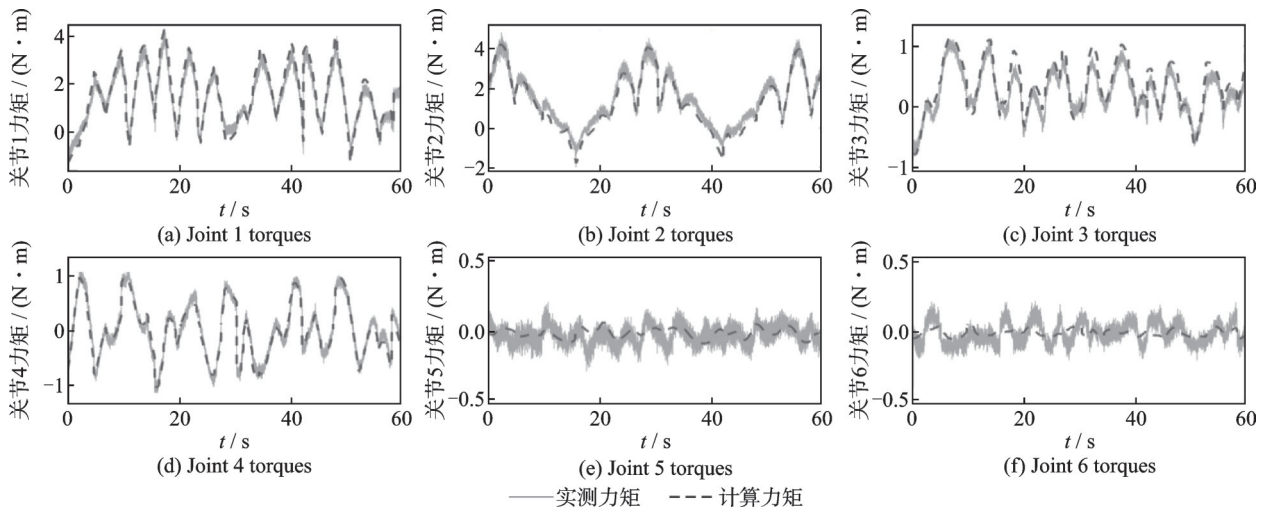


图 10 考虑负载的计算关节力矩与实际测量关节力矩的对比

Fig.10 Comparison of calculated and measured joint torques under load condition

表 6 关节力矩平均绝对误差值

Table 6 MAE of joint torques

关节	最大力矩/(N·m)	平均噪声幅值/(N·m)	MAE/(N·m)	关节	最大力矩/(N·m)	平均噪声幅值/(N·m)	MAE/(N·m)
1	3.50	0.46	0.16	4	0.89	0.17	0.07
2	4.04	0.49	0.27	5	0.21	0.19	0.05
3	0.87	0.18	0.05	6	0.16	0.16	0.04

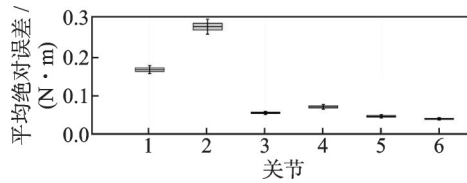


图11 关节力矩平均绝对误差的置信区间图

Fig.11 Confidence interval of MAEs for joint torques

实验结果表明,各关节力矩的MAE均显著低于其对应的平均噪声幅值,验证了参数辨识结果的准确性。即使在考虑负载的情况下,经辨识后的仿人臂动力学模型仍能精确预测关节力矩,进一步验证了该方法的可靠性。综上所述,基于本文提出的参数辨识方法构建的仿人臂动力学模型能够精准模拟其在极低速运动下的动力学特性,为仿人臂在月面协作时的高精度控制提供了可靠的理论基础。

5 结 论

针对月面与人协作仿人臂的操作准确性和安全性对动力学模型精确度的高需求,本文以无畏机器人仿人臂为研究对象,开展了仿人臂动力学参数辨识研究。首先,基于牛顿-欧拉法建立了仿人臂的完整动力学模型,并针对极低速运动工况对仿人臂动力学模型进行简化。随后,将仿人臂单关节标准动力学参数集映射在其运动学连杆坐标系,推导出最小复合重力参数集及其对应的重力回归矩阵。在此基础上,从最末端关节逐一向前一关节依次提取各单关节最小复合重力参数,并根据最小二乘法得到各个关节最小复合重力参数的最小二乘估计。为进一步提升辨识效果,综合考虑关节运动限位与碰撞规避等实际约束,构建了以最大化重力回归矩阵参数可行域为优化目标的辨识轨迹。最后,基于优化后的辨识轨迹开展了动力学模型的仿真和实验验证。结果表明,本文所提出的参数辨识方法建立的仿人臂动力学模型能够有效地模拟仿人臂极低速运动下的动力学特性,为仿人臂在月面协作时的高精度控制提供了可靠的理论基础。

参考文献:

- [1] 韩亮亮,陈萌,张崇峰,等.月面服务机器人研究进展及发展设想[J].载人航天,2018,24(3):313-320.
HAN Liangliang, CHEN Meng, ZHANG Chongfeng, et al. research progress and development conception of lunar service robot[J]. Manned Spaceflight, 2018, 24(3): 313-320.
- [2] 张泽旭,袁帅,潘文特,等.月球驻人基地研究综述与关键技术分析[J].深空探测学报,2023,10(5):

455-469.

ZHANG Zexu, YUAN Shuai, PAN Wentu, et al. Review and prospect of key technologies for lunar manned base[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2023, 10(5): 455-469.

- [3] 徐岩松,李俊麟,陈思宇,等.人工智能在月面机器人领域的前沿探索综述[J].载人航天,2024,30(5):562-578.
XU Yansong, LI Junlin, CHEN Siyu, et al. Frontiers of lunar robotics: An overview of artificial intelligence research[J]. Manned Spaceflight, 2024, 30(5): 562-578.
- [4] 陶永,万嘉昊,王田苗,等.构建具身智能新范式:人形机器人技术现状及发展趋势综述[J].机械工程学报,2025,61(15):121-147.
TAO Yong, WAN Jiahao, WANG Tianmiao, et al. Establishing a new paradigm of embodied intelligence: A review of the current status and development trends in humanoid robot technology[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(15): 121-147.
- [5] 袁帅,王义宇,张泽旭,等.月面人机协同作业机械臂安全轨迹规划[J].宇航学报,2023,44(6):874-884.
YUAN Shuai, WANG Yiyu, ZHANG Zexu, et al. Safe path planning for human-robot cooperative lunar tasks[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(6): 874-884.
- [6] 陈柏,管亚宇,吴洪涛,等.采用ABC算法的关节机器人动力学参数辨识[J].南京航空航天大学学报,2017,49(5):736-743.
CHEN Bai, GUAN Yayu, WU Hongtao, et al. Joint robot dynamics model identification based on artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(5): 736-743.
- [7] 王帅,吴成东,刘彦君,等.一种改进工业机械臂动力学参数辨识方法研究[J].机械设计与制造,2024(11):358-361.
WANG Shuai, WU Chengdong, LIU Yanjun, et al. A modified identification method of industrial robot's parameter[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(11): 358-361.
- [8] 赵月,刘亚秋,徐妍,等.林木果球采收机械臂动力学参数辨识及补偿[J].森林工程,2023,39(3):150-160.
ZHAO Yue, LIU Yaqiu, XU Yan, et al. Dynamic parameter identification and compensation of forest fruit ball harvesting manipulator[J]. Forest Engineering, 2023, 39(3): 150-160.
- [9] 耿庆琳,倪雷,陈冲,等.一种鲁棒的机械臂动力学参数辨识方法[J].机械设计,2023,40(8):1-7.
GENG Qinglin, NI Lei, CHEN Chong, et al. Identifi-

- cation method for dynamic parameters of manipulators based on robust[J]. *Journal of Machine Design*, 2023, 40(8): 1-7.
- [10] CHENG Jun, BI Shusheng, YUAN Chang. Dynamic parameters identification method of 6-dof industrial robot based on quaternion[J]. *Mathematics*, 2022, 10(9): 1513.
- [11] NEUBAUER M, GATTRINGER H, BREMER H. A persistent method for parameter identification of a seven-axes manipulator[J]. *Robotica*, 2015, 33(5): 1099-1112.
- [12] LIN Xiao, LI Junyang, SONG Yankui, et al. An accurate dynamic model identification method for industrial robots based on improved excitation trajectory[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2025, 38(3): e70062.
- [13] 许路航. 基于计算机仿真技术的人体上肢日常运动规律的研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2012.
XU Luhang. A study on the daily movement patterns of the human upper limb based on computer simulation technology[D]. Qingdao: Qingdao University, 2012.
- [14] CHEN Saixuan, YANG Jie, CUI Guohua, et al. Robot zero-moment control algorithm based on parameter identification of low-speed dynamic balance[J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2023, 134(3): 2021-2039.
- [15] LI Yi, ZHANG Haohao, WANG Yixin, et al. An integrated approach using metaheuristic algorithms and neural networks for robot dynamic model identification within constrained workspaces[J]. *Control Engineering Practice*, 2026, 166: 106628.
- [16] CRISTÓVÃO D S, RUI C. Physical feasibility of robot base inertial parameter identification: A linear matrix inequality approach[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2014, 33(6): 931-944.
- [17] 刘宏, 李志奇, 刘伊威, 等. 天宫二号机械手关键技术及在轨试验[J]. *中国科学: 技术科学*, 2018, 48(12): 1313-1320.
LIU Hong, LI Zhiqi, LIU Yiwei, et al. Key technologies of TianGong-2 robotic hand and its on-orbit experiments[J]. *Scientia Sinica Technologica*, 2018, 48(12): 1313-1320.
- [18] 张宜静, 张超, 张警吁, 等. 人机亲密协作中机械臂停止距离和运动速度对感知安全的影响研究[J]. *载人航天*, 2025, 31(5): 612-618.
ZHANG Yijing, ZHANG Chao, ZHANG Jingyu, et al. Study on impact of robotic arm stopping distance and motion speed on perceived safety in intimate human-robot collaboration[J]. *Manned Spaceflight*, 2025, 31(5): 612-618.
- [19] FU Zhongtao, PAN Jiabin, SPYRAKOS-PAPASTAVRIDIS E, et al. A lie-theory-based dynamic parameter identification methodology for serial manipulators[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(5): 2688-2699.
- [20] KOEPPE R, ALBU-SCHAEFFER A, PREUSCHKE C, et al. A new generation of compliance controlled manipulators with human arm like properties [C]//Proceeding of the 10th International Symposium on Robotics Research. Lorne, Australia: Springer, 2003: 207-218.
- [21] 陈钢, 孙丰磊, 李彤, 等. 考虑弹性变形的月面表取机械臂精度补偿方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2021, 53(1): 1-10.
CHEN Gang, SUN Fenglei, LI Tong, et al. Accuracy compensation for a lunar sampling manipulator with elastic deformation[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2021, 53(1): 1-10.
- [22] WU Shuang, MOU Fangli, LIU Qian, et al. Contact dynamics and control of a space robot capturing a tumbling object[J]. *Acta Astronautica*, 2018, 151: 532-542.
- [23] 张明路, 王清, 刘璇, 等. 基于神经网络的力矩补偿动力学参数辨识[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2024, 57(7): 759-767.
ZHANG Minglu, WANG Qing, LIU Xuan, et al. Dynamics parameter identification of torque compensation based on neural networks[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2024, 57(7): 759-767.
- [24] 刘茜, 刘传凯, 朱安, 等. 空间机械臂运动控制的地面仿真验证技术[J]. *南京航空航天大学学报*, 2022, 54(1): 58-67.
LIU Qian, LIU Chuankai, ZHU An, et al. Ground simulation and verification method for motion control of space manipulator[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2022, 54(1): 58-67.
- [25] EL M N, ALI H A, SARAYA M S, et al. Energy-efficient computation offloading using hybrid GA with PSO in internet of robotic things environment [J]. *The Journal of Supercomputing*, 2023, 79: 20076-20115.
- [26] 张运动, 刘传凯, 黄开启, 等. 月面采样机械臂刚度建模与误差补偿[J]. *深空探测学报*, 2023, 10(2): 169-177.
ZHANG Yundong, LIU Chuankai, HUANG Kaiqi, et al. Stiffness analysis and error compensation of lunar sampling manipulator[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2023, 10(2): 169-177.