

基于改进樽海鞘群算法的机械臂多目标轨迹规划研究

刘建林¹ 黄海松^{1,2*} 范青松^{1,3} 马 驰¹ 张浪浪¹

1. 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室, 贵阳, 550025
2. 贵州省装备制造数字化车间建模与仿真工程研究中心, 贵阳, 550025
3. 华中科技大学机械科学与工程学院, 武汉, 430074

摘要:提出了一种基于改进樽海鞘群算法(SSA)的机械臂多目标轨迹规划模型,以同时优化效率、能耗和冲击三个目标。利用人工势场法(APF)进行路径规划,得到机械臂抓取物料的最短、无碰撞路径,并提取关键运动序列,建立多目标函数。针对多目标樽海鞘群算法(MSSA)的初始种群多样性差、容易陷入局部最优以及在解集空间中收敛缓慢等问题,提出了一种改进的多目标樽海鞘群算法(LMSSA)。该算法结合logistic-sine混沌映射、小孔成像学习策略和黄金正弦开发策略来优化七阶B样条曲线的控制节点从而完成机械臂的多目标运动轨迹规划。搭建MATLAB-CoppeliaSim-UR16e实验平台,将轨迹规划模型应用于机械臂UR16e的实际抓取任务。实验结果表明,基于LMSSA算法的机械臂运动规划方法实现了机械臂准确、高效且节能的运动轨迹规划,并成功应用于实际操作场景中。

关键词:轨迹规划;多目标优化;机械臂;樽海鞘群算法

中图分类号:TP241.2

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.09.017

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Multi-objective Trajectory Planning of Manipulators Based on Improved SSA

LIU Jianlin¹ HUANG Haisong^{1,2*} FAN Qingsong^{1,3} MA Chi¹ ZHANG Langlang¹

- 1.Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang, 550025
- 2.Guizhou Province Equipment Manufacturing Digital Workshop Modeling and Simulation Engineering Research Center, Guiyang, 550025
- 3.School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074

Abstract: To optimize the three objectives of efficiency, energy consumption and impacts at the same time, a multi-objective trajectory planning model was proposed based on an improved SSA. Firstly, the artificial potential field method (APF) was used for path planning to obtain the shortest and collision-free path of the manipulator grasping the materials, and the key motion sequence was extracted to establish a multi-objective function. Then, aiming at the problems of multi-objective salp swarm algorithm (MSSA), such as poor diversity of initial population, easy to fall into local optimum and slow convergence in solution set space, an improved algorithm namely logistic-sine multi-objective salp swarm algorithm(LMSSA) was proposed. The algorithm combined logistic-sine chaotic mapping, pinhole imaging learning strategy and golden sine development strategy to optimize the control nodes of the seventh-order B-spline curve and complete the multi-objective motion trajectory planning of the robotic arms. Finally, the trajectory planning model was applied to the actual grasping tasks of the manipulator UR16e by building MATLAB-CoppeliaSim-UR16e experimental platform. Experimental results show that based on LMSSA, the manipulator motion planning method realizes the accurate, efficient and energy-saving motion trajectory planning of the manipulator, and is successfully applied to the actual operation scenes.

收稿日期:2024-07-25

基金项目:国家自然科学基金(52165063);贵州省科技计划(黔科合支撑[2022],黔科合支撑[2023],黔科合支撑[2024],黔科合平台人才-CXTD[2023],黔科合平台人才-GCC[2022]);贵阳市科技计划(筑科合同[2023]13-11号)

Key words: trajectory planning; multi-objective optimization; manipulator; salp swarm algorithm(SSA)

0 引言

伴随着工业革命的潮流,机械臂作为一种高度智能化、集成化、自动化的机器,在制造业中发挥着重要作用。在实际生产中,工人控制机械臂抓取目标,只涉及机械臂工作域、物料和操作台的三维坐标,仅仅考虑抓取动作的完成性,并未涉及伺服电机驱动机械臂的柔顺性。面向物料快速分拣时,机械臂持续进行高强度的抓取和运输,存在启停冲击大、易抖动的问题,进而降低了生产作业效率和使用寿命,甚至可能损坏伺服电机。因此,轨迹规划成为关键,通过优化关节运动参数,实现平稳过渡,提高效率与寿命,支撑制造业智能化转型。

机械臂运动轨迹规划通常采用多项式规划和样条曲线规划的方法。基于笛卡儿空间,CONG等^[1]通过直线轨迹插补和圆弧插补技术,对双臂机器人进行了轨迹规划,并在ROS系统中进行了验证,证明了该方法的可行性。LI等^[2]基于三阶NURBS曲线提出了一种机器人位置和姿态同步的方法,利用叶片型和扇形机器人进行仿真,结果表明,所提出的轨迹规划方法能够满足给定的约束条件。面对复杂多变的工况和实际需求,单一目标的轨迹规划算法已难以满足机械臂作业对精确化、多样化和复杂化的高要求。针对焊接过程中电弧飞溅引起的关节抖动和扭矩最小的多目标问题,ROUT等^[3]提出了一种焊接电弧机器人最优轨迹规划方法,经过仿真和实验,该方法有效用于MOTOMAN MA 1440 A弧焊机器人系统的最优轨迹规划,获得了非常光滑均匀的焊缝,焊缝质量高。HUANG等^[4]提出了一种针对机械臂的时间-冲击综合最优轨迹规划方法,通过5阶B样条在关节空间插值轨迹,利用精英非支配排序遗传算法进行多目标求解,通过仿真和实验验证了所提方法的有效性和实用性。在机械臂多目标轨

迹规划中,研究人员常采用线性加权法将多目标函数简化为单目标函数求解^[5]。然而,由于各目标量纲的差异,权重的分配变得复杂且不准确,难以确保关节加速度和急动度的有效连续,这可能对高速工作机械臂的硬件造成损害。虽然这些方法能实现轨迹规划的基本目标,但在多目标优化方面表现并不理想^[6-7]。

近年来,樽海鞘群算法(salp swarm algorithm, SSA)^[8]及其多目标版本(multi-objective salp swarm algorithm, MSSA)已经被广泛应用于多个领域。脱阳等^[9]建立多目标双边拆卸线平衡模型,提出一种改进SSA算法,通过与多种案例对比,验证了所提算法在双边拆卸线平衡问题中的可行性与高效性。

在物料快速分拣过程中,机械臂常面临启停冲击大、易抖动等问题,影响生产作业效率和使用寿命。本文提出一种改进多目标樽海鞘群算法(logistic-sine multi-objective salp swarm algorithm, LMSSA)完成机械臂多目标运动轨迹规划。

1 机械臂多目标轨迹规划建模

1.1 机械臂运动路径

在实际操作空间中,机械臂在物料和目标点之间常会存在障碍物,通过必要的路径规划可使得机械臂更快速、准确地抓取物料。本文采用人工势场法(artificial potential field method, APF)对机械臂进行路径规划,设计出一条最短无碰撞路径,如图1所示。

针对机械臂对目标的实际操作任务,在实际空间内规划末端执行器与目标之间的路径,根据运动路径关键点的通过时间和顺序,充分考虑路径约束和关节约束的情况下对机械臂关节进行轨迹规划。

1.2 多目标轨迹规划建模

机械臂在任务空间中从起点到终点时,通过



图1 六自由度机械臂路径规划

Fig.1 Path planning of 6-DOF robotic arm

逆运动学计算得到一系列的关键点为 ${}^m Q_s = \{({}^m q_s, t_s), (m = 1, 2, \dots; s = 0, 1, \dots)\}$, 其中 m 为机械臂关节数, s 为关键点数, 通过机械臂轨迹规划后得到 ${}^m f(t) = {}^m q_s$ 。使用 k 次 B 样条曲线构造机械臂运动轨迹:

$$B(t) = \sum_{j=0}^n d_j F_{j,k}(t) \quad (1)$$

式中: d_j 为控制点坐标; $F_{j,k}(t)$ 为 k 次 B 样条基函数; $B(t)$ 为时刻 t 处的关节位置, 由控制点 d_j 与节点矢量 $T = (t_0, t_1, \dots, t_{n+2k})$ 共同定义, 规范定义域 $t_0 = t_1 = \dots = t_k = 0, t_{n+k} = t_{n+k+1} = \dots = t_{n+2k} = 1, n$ 为关键节点个数, 如表 1 所示, $n=8$ 。

通过反求 B 样条曲线的控制顶点, 使得每个机械臂关节经过关键点 ${}^m q_s$, 且轨迹曲线的分段连接点与关键节点对应, 起点、终点一致。为更精确地描述时间节点的分布, 采用累计弦长参数化方法对时间节点 t_j 进行归一化处理, 得到内节点值:

$$t_p = t_{p-1} + \frac{\Delta t_{p-k-1}}{\sum_{j=0}^{n-1} \Delta t_j}, p = k+1, \dots, n+k-1 \quad (2)$$

$$\Delta t_j = t_{j+1} - t_j, j = 0, 1, \dots, n-1$$

由此得到满足插值条件的 $n-1$ 个方程:

$$B(t_p) = \sum_{j=i}^{i+k} d_j F_{j,k}(t_p) = {}^m Q_s, \quad t_p \in [t_k, t_{k+n}] \quad (3)$$

表 1 六自由度机械臂关节位置序列

Tab.1 Joint position sequence of 6-DOF robotic arm

关节	1	2	3	4	5	6
位置 0	-20.17	-8.05	89.70	8.39	-90.05	-69.88
位置 1	-34.62	-4.67	104.30	-9.58	-90.05	-55.43
位置 2	-37.27	0.75	100.92	-11.62	-90.05	-52.77
位置 3	-49.45	8.65	97.50	-16.10	-90.05	-40.60
位置 4	-76.38	8.06	97.15	-15.17	-90.05	-13.67
位置 5	-80.19	13.02	89.92	-12.89	-90.05	-9.86
位置 6	-93.38	14.49	81.42	-5.87	-90.05	3.33
位置 7	-109.56	5.76	77.03	7.26	-90.05	19.51

因此需要增加 $k-1$ 个附加方程进行求解。假设使用 7 阶 B 样条曲线, 输入起点、终点的速度 v 、加速度 a 和急动度 j , 附加方程如下:

$$\left. \begin{aligned} B^{(1)}(t)|_{t=t_i} &= v_{\text{start}} & B^{(1)}(t)|_{t=t_i+n} &= v_{\text{end}} \\ B^{(2)}(t)|_{t=t_i} &= a_{\text{start}} & B^{(2)}(t)|_{t=t_i+n} &= a_{\text{end}} \\ B^{(3)}(t)|_{t=t_i} &= j_{\text{start}} & B^{(3)}(t)|_{t=t_i+n} &= j_{\text{end}} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$B^{(r)}(t) = \sum_{j=p-k+r}^p d_j^{(r)} F_{j,k-r}(t) \quad t_p \leq t < t_{p+1}$$

$$d_j^{(r)} = \begin{cases} d_j & r=0 \\ (k+1-r) \frac{d_j^{(r-1)} - d_{j-1}^{(r-1)}}{t_{j+k+1-r} - t_j} & r=1, 2, \dots \\ j = p-k+r \end{cases} \quad (5)$$

式中: $B^{(1)}(t), B^{(2)}(t), B^{(3)}(t)$ 分别为 B 样条曲线的一阶、二阶、三阶导数, 根据德布尔递推公式^[10]求出, 它们依次对应机械臂各关节的速度、加速度以及急动度; $d_j^{(r)}$ 为第 j 个控制节点的 r 阶导数的计算式, 进而得到 $n+k$ 个线性方程。

通过求解方程, 确定了各关节 B 样条轨迹曲线的控制顶点向量。基于归一化的时间参数, 计算了每个关节在时刻 t_i 的位置 q_s 。为了将轨迹运动学约束转化为 B 样条曲线控制顶点的约束, 设定了以下表达式, 速度、加速度和急动度轨迹曲线中第 m 个关节的第 j 个控制顶点分别由 $d_{mj}^{(1)}, d_{mj}^{(2)}, d_{mj}^{(3)}$ 表示:

$$\left. \begin{aligned} |d_{mj}^{(1)}|_{\text{max}} &\leq v_{m \text{ max}} \\ |d_{mj}^{(2)}|_{\text{max}} &\leq a_{m \text{ max}} \\ |d_{mj}^{(3)}|_{\text{max}} &\leq j_{m \text{ max}} \end{aligned} \right\} \quad j = 1, 2, \dots, n+k-1 \quad (6)$$

依次建立以效率最优、能耗最优、冲击最优的目标函数 f_1, f_2, f_3 :

$$f_1 = \sum_{s=0}^s \Delta t = \sum_{s=0}^s (t_{s+1} - t_s) \quad (7)$$

$$f_2 = \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T {}^m a^2 dt} = \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (\ddot{q})^2 dt} \quad (8)$$

$$f_3 = \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T {}^m J^2 dt} = \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T (\dddot{q})^2 dt} \quad (9)$$

机械臂的能耗主要是来源于伺服电机的驱动能量, 能耗函数如下:

$$E = \int_0^T \sum_{i=1}^N P_i(t) dt = \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T ({}^m \theta_i^m \tau_i)^2 dt} \quad (10)$$

式中: P 为伺服电机能耗; ${}^m \theta_i$ 为第 i 个时刻的第 m 个关节运动角度; ${}^m \tau_i$ 为第 i 个时刻的第 m 个关节扭矩; N 为某段时间内机械臂功率总和; T 为机械臂运行总时间。

但此时的能耗函数需要获取在每一个时刻的伺服电机功率, 在实际应用中很难实现, 所以对能耗函数进行简化^[11]。由于机械臂能量消耗与加速度间存在一定的线性关系, 故采用关节的平均加速度来衡量机械臂的能量消耗。此能量模型并非机械臂实际能耗, 而是作为节能耗的一种量化指标, 用于定性分析的手段。

机械臂运动平滑性与关节急动度相关^[12], 剧烈的关节急动度相当于给机械臂施加额外的激励, 从而导致振动。

以优化变量 $\Delta t_j = t_{j+1} - t_j$ 为基础, 在给定约束条件下, 构建了“效率、能耗、冲击”多目标函数 F , 并利用多目标优化算法寻求可行解:

$$F = MoF(f_1, f_2, f_3) =$$

$$MoF\left(\sum_{s=0}^s \Delta t, \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T {}^m a^2 dt}, \sum_{m=1}^m \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T {}^m J^2 dt}\right) \quad (11)$$

式中: $MoF(\bullet)$ 为多目标函数; J 为机械臂关节运动的急动度, 即关节运动角度的三阶导数。

2 改进樽海鞘群算法(LMSSA)

2.1 SSA算法和MSSA算法

SSA算法和MSSA算法的灵感主要来源于海鞘在海洋中导航和觅食时的群体行为。海鞘群主要是领导者引导种群,追随者相互追随,进行觅食行为,数学建模如下:

$$\beta_j^i = \begin{cases} \beta_j^{\text{best}} + \varepsilon_1[(u_b - l_b)\varepsilon_2 + l_b] & \varepsilon_3 \geq 0 \\ \beta_j^{\text{best}} - \varepsilon_1[(u_b - l_b)\varepsilon_2 + l_b] & \varepsilon_3 < 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$\varepsilon_1 = 2\exp(-(\frac{b}{B})^2)$$

式中: β_j^i 为第*i*个个体的第*j*个维度; β_j^{best} 为当代最好的个体; u_b 、 l_b 分别为问题变量的上下限; b 、 B 分别为当前迭代次数和最大迭代次数; ε_2 、 ε_3 分别为随机数。

海鞘相互追随的位置更新方式如下:

$$\beta_j^i \leftarrow \frac{1}{2}(\beta_j^i + \beta_j^{i-1}) \quad (13)$$

2.2 LMSSA算法

2.2.1 logistic-sine混沌映射

MSSA个体各维度的大小在初始阶段是随机生成的,导致种群多样性差,边界聚集严重,个体可变性差。如图2a所示,循环5000次生成随机值, $[0, 0.05]$ 和 $[0.95, 1]$ 的随机值的频数高达730,远超其他区间,同时 $[0.2, 0.85]$ 区间频数仅在160左右,原始随机生成的种群分布不均匀。由图2b可知,混沌值在 $[0, 0.1]$ 和 $[0.9, 1]$ 存在边界聚集现象。

在数学领域中,混沌现象被定义为一种源自简单而确定性系统内部的复杂、不可预测且随机的行为模式^[13],其核心特征之一即遍历性,指的是混沌系统能够遍历其状态空间内的几乎所有可能状态,这一属性为混沌理论解决优化算法过早收敛的问题开辟了新的途径。本文采用logistic-sine混沌映射解决MSSA初始种群多样性差、分布不均的问题:

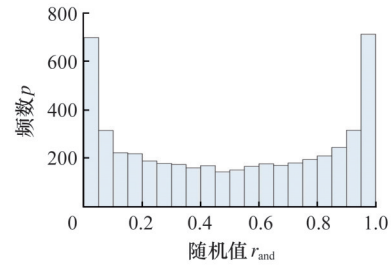
$$\sigma_{t+1} = [\mu\sigma_t(1 - \sigma_t) + \frac{(4 - \mu)\sin(\pi\sigma_t)}{4}] \pmod{1} \quad (14)$$

式中: μ 为系统参数, $\mu \in (0, 4)$; σ_t 为第*t*个混沌值, \pmod 为求余函数。

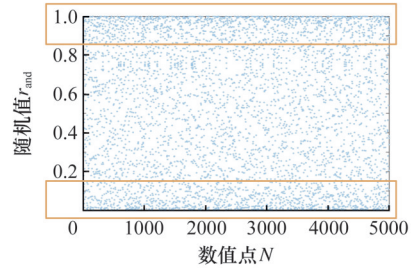
当 $\mu = 3.99$ 时,logistic-sine混沌映射分布如图2c所示, $[0, 0.95]$ 区间内混沌值频数集中于250,仅有 $[0.95, 1]$ 的混沌值频数是340。由图2d可知,logistic-sine混沌映射拥有更好的均匀分布的随机值,边界聚集现象消失,使得初始化个体随机化、均匀化。

2.2.2 小孔成像学习策略

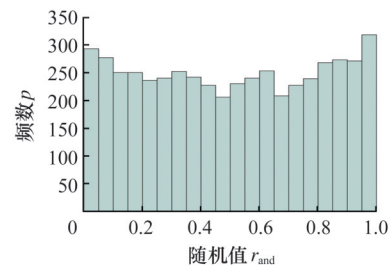
MSSA存在可靠性差、容易陷入局部陷阱、



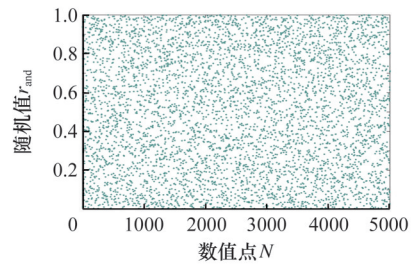
(a) MSSA混沌映射分布



(b) MSSA随机值散点图



(c) LMSSA混沌映射分布



(d) LMSSA随机值散点图

图2 混沌映射分布

Fig.2 Distribution of chaotic mapping

无法快速摆脱的问题^[14],本文采用基于小孔成像的学习策略(pinhole-imaging-based learning, PIL)来更新海鞘种群的位置,有效避免种群落入局部陷阱,提高种群全局搜索能力。

PIL是反向学习的变体策略,它通过光源的小孔成像原理来生成动态逆解,如图3所示。光源在*X*轴的投影是当代最佳解 β^{best} ,通过小孔成像产生反向解 $\beta^{\text{best*}}$ 。PIL策略的具体模型如下:

$$\beta^{\text{best*}} = \left. \begin{aligned} & \frac{l_b + u_b}{2} + \frac{l_b + u_b}{2\gamma} - \frac{\beta^{\text{best}}}{\gamma} \\ & \gamma = (1 + \sqrt{\frac{b}{B}})^{10} \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: γ 为与迭代次数相关的比例因子。

2.2.3 黄金正弦开发策略

MSSA算法由于其结构简单,控制参数数量

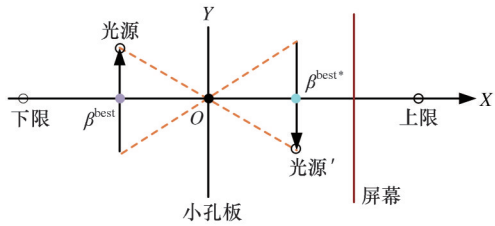


图3 小孔成像学习策略
Fig.3 PIL strategy

有限,因此对解决优化问题的鲁棒性较弱,在解集空间中收敛缓慢,难以快速准确地找到最优解^[15]。为了解决上述问题,本文基于黄金正弦提出了一种新的开发策略,旨在加快海鞘群的收敛速度。黄金正弦是将黄金分割法用于正弦函数,使得当前解朝目标解逼近:

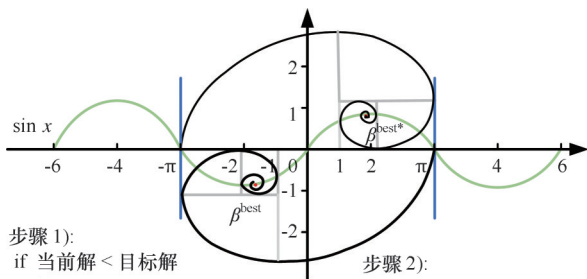
$$\beta_j^i(t+1) = \beta_j^i(t) |\sin(\delta_1)| - \delta_2 \sin(\delta_1) |c_1 \beta_j^{\text{best}}(t) - c_2 \beta_j^i(t)| \quad (16)$$

$$\left. \begin{aligned} c_1 &= (1 - g_{\text{old}})(M - L) + L \\ c_2 &= g_{\text{old}}(M - L) + L \\ g_{\text{old}} &= \frac{1 - \sqrt{5}}{2} \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

$$\delta_1 \in [0, 2\pi] \quad \delta_2 \in [0, \pi] \quad L = -\pi \quad M = \pi$$

式中: δ_1, δ_2 为两个随机数。

图4所示为黄金正弦开发策略的具体操作形式。在MSSA迭代时,不断采用分割法逼近目标解,加快收敛速度。



步骤 1):
if 当前解 < 目标解
 $M = c_2, c_2 = c_1$
 $c_1 = L \times g_{\text{old}} + M \times (1 - g_{\text{old}})$
else
 $L = c_1, c_1 = c_2$
 $c_2 = L \times (1 - g_{\text{old}}) + M \times g_{\text{old}}$
end

步骤 2):
if $c_1 = c_2$
 $L = r_{\text{and}}, M = r_{\text{and}}$
 $c_1 = L \times g_{\text{old}} + M \times (1 - g_{\text{old}})$
 $c_2 = L \times (1 - g_{\text{old}}) + M \times g_{\text{old}}$
end

图4 黄金正弦开发策略

Fig.4 Golden sine development strategy

综上,首先通过 logistic-sine 混合混沌映射均匀初始化种群个体;然后采用小孔成像学习策略增加种群多样性,摆脱局部陷阱;最后利用黄金正弦开发策略加快个体迭代收敛,形成一个新的 LMSSA 算法。

2.3 轨迹规划模型

图5展示了机械臂多目标轨迹规划模型。首先通过 APF 计算得到运动路径的关键节点的时间和顺序,以此对机械臂轨迹进行建模;然后初始化 LMSSA 个体,并以 7 阶 B 样条曲线的控制节点

的时间作为自变量,以效率、能耗、冲击最优为多目标函数开始迭代计算,直至满足终止条件;最后输出控制节点时间,完成机械臂的多目标轨迹规划。

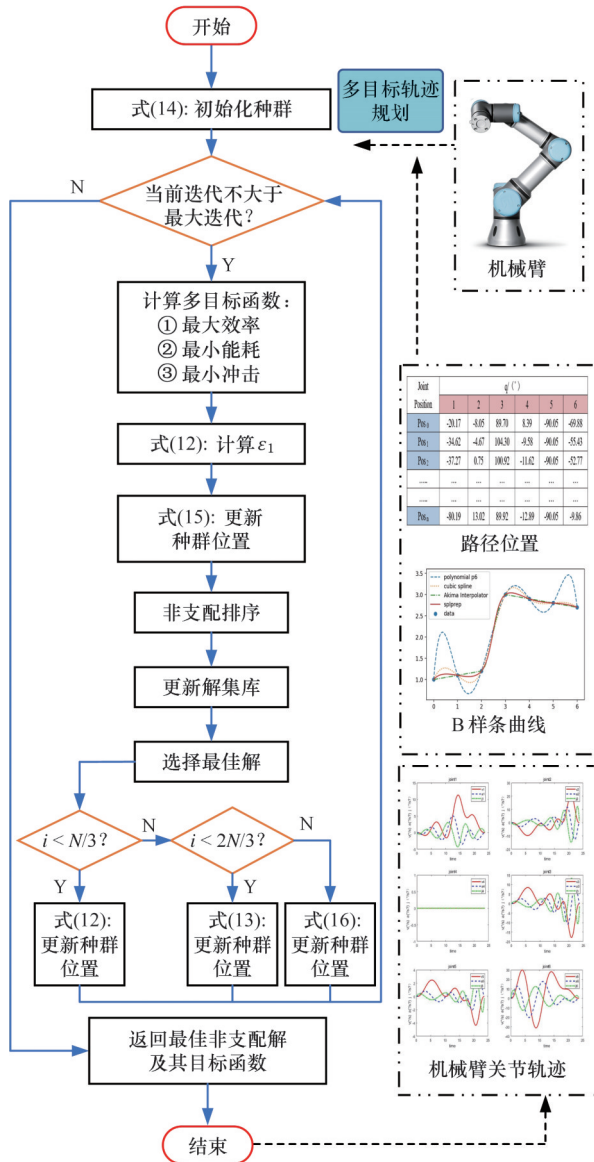


图5 轨迹规划模型

Fig.5 Trajectory planning model

3 仿真实验

3.1 实验设计

以六自由度机械臂 UR16e 为实验对象,如图6所示,使用标准 DH 法对机械臂进行运动学建模,各关节的 DH 参数、运动学约束及力矩约束如表2所示。

为验证算法的实时性能,测试了不同阶次 B 样条轨迹的运行时间。在统一测试平台上,分别对 3 次、5 次、7 次 B 样条值进行了 10^5 次运算,所消耗的时间分别为 27.785 s、53.1529 s 和 78.4184 s。这些时间数据均处于同一数量级 (10^{-5}),表明 B 样

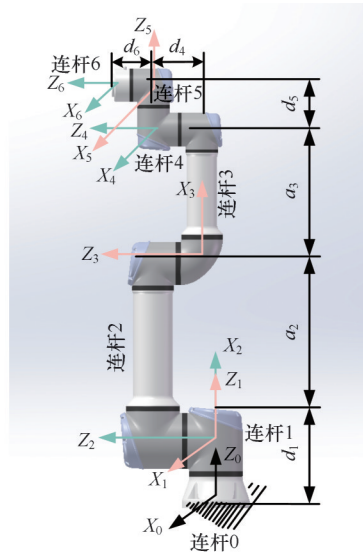


图6 六自由度机械臂模型

Fig.6 Model of 6-DOF robotic arm

表2 六自由度机械臂关约束

Tab.2 Joint constraints of 6-DOF robotic arm

关节	$a/(m \cdot s^{-2})$	d/m	α/rad	θ/rad	最大速度/ $((^\circ) \cdot s^{-1})$	最大加速度/ $((^\circ) \cdot s^{-2})$	最大关节急动度/ $((^\circ) \cdot s^{-3})$	最大扭矩/ $(N \cdot m)$
1	0	0.1807	$\pi/2$	0	120	45	90	327
2	-0.4784	0	0	0	120	40	80	167
3	-0.36	0	0	0	180	75	70	167
4	0	0.174 15	$\pi/2$	0	180	70	55	20
5	0	0.119 85	$-\pi/2$	0	180	90	60	10
6	0	0.11655	0	0	180	80	60	10

条轨迹阶次的提高对系统实时性影响有限。

本文以7阶B样条曲线的控制节点为自变量构建了多目标函数,并采用LMSSA算法进行求解。同时,本研究与其他算法进行了实验比较,包括多目标樽海鞘群算法(MSSA)、多目标蜻蜓算法(MODA^[16])、多目标蚱蜢算法(MOGOA^[17])、多元宇宙优化算法(MOMVO^[18])。本实验设置种群数量为200,最大迭代次数为50,对比算法的实验参数设置见表3。所有实验均在64位Windows系统、i7-12700F下MATLAB2023a完成。

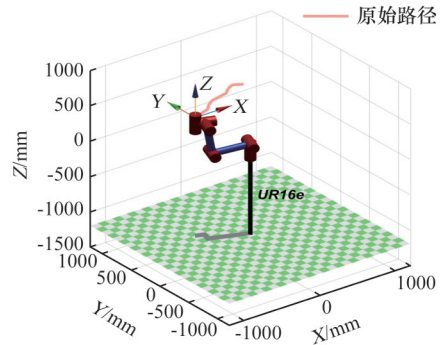
表3 对比实验参数设置

Tab.3 Comparison experiment parameter settings

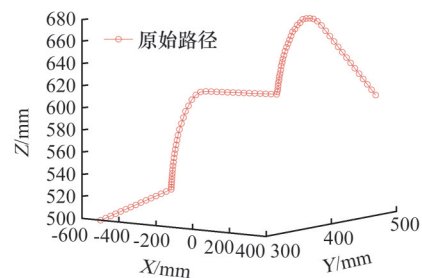
对比算法	参数设置
MSSA	无
MODA	无
MOGOA	$c_{\max}=1, c_{\min}=0.000\ 04$
MOMVO	$W_{EP_{\max}}=1, W_{EP_{\min}}=0.2$
LMSSA	无

由1.2节得到机械臂抓取的运动路径,通过MATLAB将其可视化,如图7所示。其中图7a是

机械臂运动路径,图7b是原始路径的可视化结果,也是多目标轨迹规划的原始路径节点。



(a) 机械臂运动路径



(b) 路径可视化

图7 机械臂运动路径

Fig.7 Motion path of the robot arm

3.2 实验结果与分析

图8展示了机械臂关节多目标轨迹规划的Pareto前沿面。能耗最优和冲击最优性能是同向的,与效率最优性能反向。A~E点的优化结果见表4。

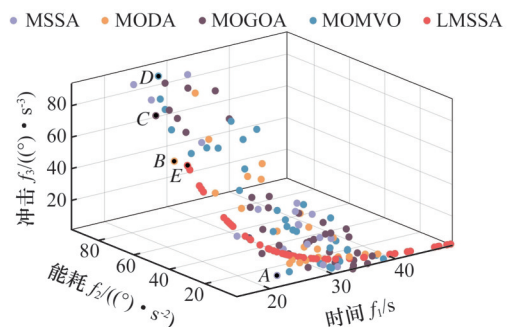


图8 多目标轨迹规划的Pareto解集

Fig.8 Pareto solution set for multi-objective trajectory planning

表4 Pareto前沿点优化结果

Tab.4 Optimization results of Pareto frontier points

多目标算法	前沿点	f_1/s	$f_2/((^\circ) \cdot s^{-2})$	$f_3/((^\circ) \cdot s^{-3})$
MSSA	A	22.1084	5.0871	6.5298
MODA	B	17.3987	46.6482	64.3333
MOGOA	C	19.3285	63.9597	83.4501
MOMVO	D	25.5248	84.4578	93.3547
LMSSA	E	14.7123	29.7611	71.8474

表5展示了 Pareto 解集结果对比, LMSSA 获得 62 个最优解, 远优于原来 MSSA 算法的 21 个最优解, 排名第二的 MOGOA 仅得到 40 个解。同时优化结果被展示在图 8, LMSSA 的多目标解集收敛至 Pareto 前沿面, 而其余方法均未完全收敛, 说明在 50 次迭代计算中, LMSSA 收敛速度更快, 运行时间仅为 3289 s, 比排名第二的 MSSA 运行时间缩短 3.86%, 比排名最后的 MOGOA 运行时间 19%。在效率、能耗、冲击多目标函数迭代优化中, LMSSA 的最大能耗为 $29.7611^\circ/s^2$ 和最大冲击 $71.8474^\circ/s^3$, 均优于对比算法。在表 5 中, 计算间距 (SP), LMSSA 的 1.0383 胜过排名第二 MOGOA 的 5.2948, 同时 MODA 的 10.2340 位列最后, 说明 LMSSA 的 Pareto 解集在空间中分布最均匀。

表 5 Pareto 解集结果对比

Tab.5 Comparison of Pareto solution set results

		MSSA	MODA	MOGOA	MOMVO	LMSSA
Pareto 解集个数		21	26	40	36	62
时间/s	最小值	20.5116	17.3987	19.3285	17.3014	14.7123
	最大值	34.0801	38.1684	37.2126	38.5459	49.2208
能耗/ ($^\circ$) \cdot s $^{-2}$)	最小值	4.0654	4.8909	1.7769	3.0430	2.6992
	最大值	95.4776	75.2556	87.0272	85.5218	29.7611
冲击/ ($^\circ$) \cdot s $^{-3}$)	最小值	3.7635	5.0333	1.6662	2.4648	1.9407
	最大值	89.2185	83.6998	94.0682	93.354 69	71.8474
间距 (SP)		9.9845	10.2340	5.2948	5.8237	1.0383
运行时间 (s)		3421	3786	4082	3562	3289

综上, 对 Pareto 解集个数、收敛性、运行时间、SP 以及优化目标对比分析可知, LMSSA 优于其他算法, 得出了更佳的效率、能耗和冲击最优目标值。表 6 列出了不同算法在 A~E 前沿点的优化控制后 B 样条曲线的节点向量。

图 9 展示了不同算法在 Pareto 前沿面 A~E 点的多目标轨迹规划结果, 即优化后的角度、速度、加速度和急动度曲线。由图可知:

1) 从图 9 第 1 列的角度曲线来看, 图 9e 说明了 MODA 的角度曲线不够光滑, 存在运动角度的拐点。而图 9m 表明了 MOMVO 在后期角度出现剧烈波动, 可能导致机械臂运动时产生抖动。其他算法的角度曲线均表现为光滑连续。

2) 在图 9 第 2~4 列的速度、加速度和急动度曲线中, MODA、MOGOA 和 LMSSA 算法均满足机械臂关节轨迹规划的基本要求, 即均匀、光滑、连续。尽管 MODA 和 MOGOA 的速度、加速度和急动度曲线满足基本要求, 但是多目标函数的优化效果远不及 LMSSA, 无法准确实现效率、能量、冲击最优的目标。

表 6 Pareto 前沿点优化后的节点变量

Tab.6 Node variables after Pareto frontier point optimization

	关节轨迹时间节点	B 样条曲线控制节点向量
MSSA	(1.12, 1.20, 1.00, 0.66, 1.20, 1.36, 0.54)	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.16, 0.33, 0.47, 0.56, 0.73, 0.92, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
MODA	(0.30, 6.91, 5.01, 4.66, 4.66, 2.35, 0.84)	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.01, 0.29, 0.49, 0.68, 0.87, 0.97, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
MOGOA	(6.91, 3.17, 4.55, 1.16, 2.24, 2.33, 4.12)	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.28, 0.41, 0.60, 0.65, 0.74, 0.83, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
MOMVO	(1.73, 1.40, 1.41, 0.63, 0.57, 1.24, 0.12)	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.24, 0.44, 0.64, 0.73, 0.81, 0.98, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)
LMSSA	(4.36, 0.91, 1.43, 2.53, 0.69, 1.66, 2.13)	(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.32, 0.38, 0.49, 0.67, 0.72, 0.84, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)

3) 图 9b~图 9d 中, MSSA 的速度、加速度和急动度曲线具有尖锐拐角, 在拐点处急剧变化, 容易导致机械臂出现冲击波动, 可能损坏电机。

4) 图 9n~图 9p 说明 MOMVO 在轨迹规划中初期速度、加速度和急动度变化较小, 但在第 5 s 出现急剧波动, 导致机械臂速度、加速度和急动度发生尖锐变化。这是由于 MOMVO 在优化 B 样条曲线的节点变量时, 后续时间节点过于密集, 导致关节轨迹时间节点 Δt 变化较小。

实验结果表明, 采用 7 阶 B 样条曲线进行轨迹规划, 利用 LMSSA 算法进行多目标求解, 优化 B 样条曲线节点向量, 获得分布良好的 Pareto 解集, 使得机械臂各关节在启停阶段的速度、加速度和急动度均为零, 整体关节运动轨迹光滑连续, 减小了机械臂的振动, 有效保护了电机、减速器等关键部件。经过基于 LMSSA 算法的多目标轨迹规划模型求解, 机械臂运动路径与原始路径的对比如图 10 所示。在图 10 中, 优化后的路径比原始路径在拐点处更加光滑连续, 避免了奇点的突变。

4 机械臂抓取实验

本文以 UR16e 机械臂为研究对象, 建立了三维虚拟模型, 结合物理实体, 借助 MATLAB-CoppeliaSim-UR16e 集成环境, 成功搭建一个虚拟仿真、物理实验平台, 如图 11 所示。该平台通过应用基于 LMSSA 算法的多目标轨迹规划模型, 有效解决了机械臂在物料快速分拣过程中的启停冲击大、抖动现象, 从而提高了生产作业效率并延长了机械臂的使用寿命。

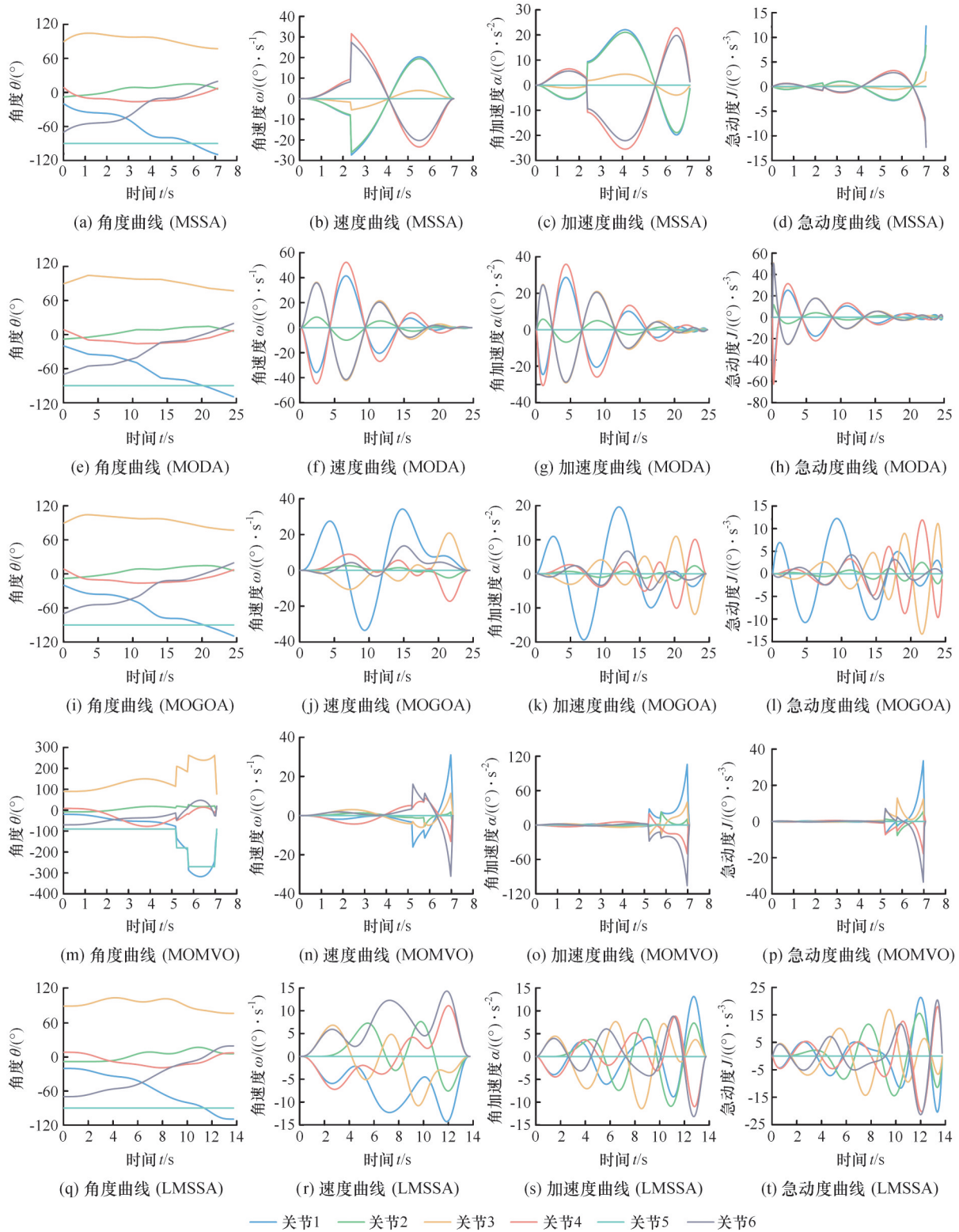


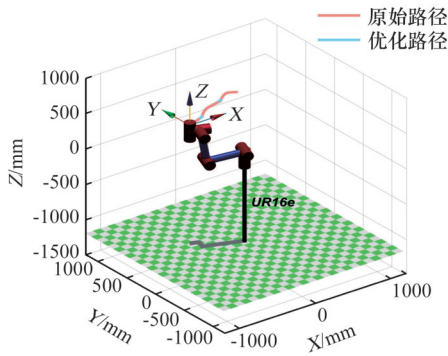
图9 多目标轨迹规划实验结果

Fig.9 Experimental results of multi-object trajectory planning

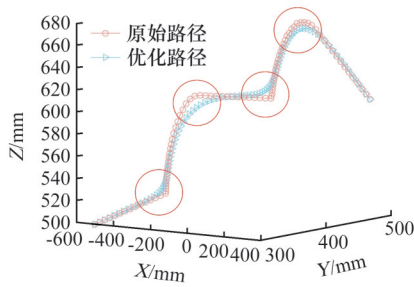
当物料进入机械臂操作范围内时,首先利用 APF 计算抓取物料的最短无碰撞路径,并得到抓取路径的原始关节轨迹。接着,通过 LMSSA 算法计算满足效率、能耗、冲击最优多目标的运动轨迹,并将其输入仿真模型进行验证。一旦通过验证,控制指令即被发送至实体模型,驱动 UR16e

机械臂抓取物料,并完成抓取任务,如图 12 所示。

将基于 LMSSA 的多目标轨迹规划的关节角度输入到实际机械臂 UR16e 上,通过与机械臂内置原始控制方法对比,得到表 7 所示的时间、能耗和冲击指标,本文方法分别在 3 个目标上获得了 28.61%、21.28%、18.48% 的优化效果,表明所提



(a) 机械臂运动路径



(b) 路径可视化

图 10 优化路径与原始路径对比

Fig.10 Comparison between the optimized path and the original path

出的算法在解决机械臂轨迹规划问题上是有有效的。

表 7 轨迹规划的多目标指标

Tab.7 Multi-objective indicators of trajectory planning

	时间/s	能耗/ $(\text{C}^\circ)\cdot\text{s}^{-2}$	冲击/ $(\text{C}^\circ)\cdot\text{s}^{-3}$
原始方法	3.74	243.65	342.13
本文方法	2.67	191.81	278.91
优化效果	28.61%	21.28%	18.48%

5 结论

本文提出一种基于改进多目标樽海鞘群算法 (LMSSA) 的机械臂多目标轨迹规划模型, 并通过仿真实验, 将 LMSSA 算法与 MSSA、MODA、MOGOA、MOMVO 算法进行对比, 获得了机械臂的角度、速度、加速度和急动度运动轨迹曲线。结果显示, 基于 LMSSA 算法的机械臂多目标轨迹模型在 Pareto 前沿面、曲线光滑性及连续性等方面均表现优异, 证明了其有效性。此外, 搭建了 MATLAB-CoppeliaSim-UR16e 实验平台, 成功地将轨迹规划模型应用于 UR16e 的实际抓取任务。本文提出的方法不仅提高了机械臂的工作效率, 还优化了轨迹的平滑性, 降低了能耗, 为工业自动化领域的机械臂运动规划提供了一种高效、实用的解决方案。

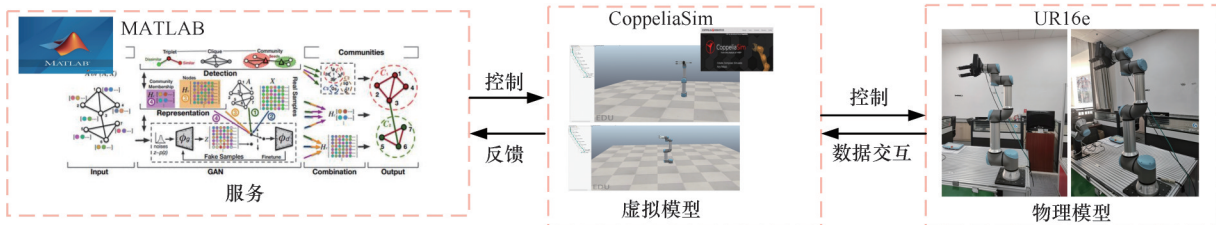


图 11 MATLAB-CoppeliaSim-UR16e 实验平台

Fig.11 MATLAB-CoppeliaSim-UR16e experimental platform

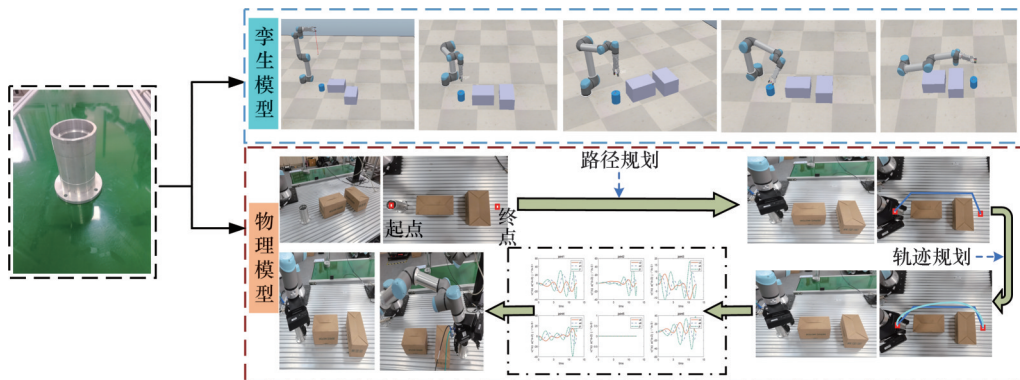


图 12 UR16e 抓取实验

Fig.12 UR16e grasping experiment

参考文献:

[1] CONG Yongzheng, JIANG Congrang, LIU Hui, et al. Research on Trajectory Planning Method of

Dual-arm Robot Based on ROS[C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC). Shanghai, 2020: 2616-2621.

- [2] LI Xiangfei, ZHAO Huan, HE Xianming, et al. A Novel Cartesian Trajectory Planning Method by Using Triple NURBS Curves for Industrial Robots[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 83:102576.
- [3] ROUT A, BBVL D, BISWAL B B. Optimal Trajectory Generation of an Industrial Welding Robot with Kinematic and Dynamic Constraints[J]. Industrial Robot: the International Journal of Robotics Research and Application, 2019, 47(1):68-75.
- [4] HUANG Junsen, HU Pengfei, WU Kaiyuan, et al. Optimal Time-jerk Trajectory Planning for Industrial Robots[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 121:530-544.
- [5] 荣誉, 陈刚, 豆天赐. 一种多指标综合最优的抗冲击轨迹规划方法[J]. 中国机械工程, 2024, 35(2):305-316.
- RONG Yu, CHEN Gang, DOU Tianci. A Multi Index Comprehensive Optimal Anti Impact Trajectory Planning Method [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(2):305-316.
- [6] SHARMA S, KUMAR V. A Comprehensive Review on Multi-objective Optimization Techniques: Past, Present and Future[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(7):5605-5633.
- [7] RAHIMI I, GANDOMI A H, CHEN Fang, et al. A Review on Constraint Handling Techniques for Population-based Algorithms: from Single-objective to Multi-objective Optimization [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023, 30(3):2181-2209.
- [8] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp Swarm Algorithm: a Bio-inspired Optimizer for Engineering Design Problems [J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114:163-191.
- [9] 脱阳, 张则强, 张裕, 等. 考虑可变时间的双边机器人拆卸线平衡问题建模与优化[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(12):4073-4088.
- TUO Yang, ZHANG Zeqiang, ZHANG Yu, et al. Modeling and Optimization for Two-sided Robots Disassembly Line Balancing Problems Considering Variable Time[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(12):4073-4088.
- [10] De BOOR C. A Practical Guide to Splines [M]. New York:Springer, 1978.
- [11] 王婷. 基于改进鲸鱼优化算法的打磨机器人轨迹优化与控制[D]. 太原:中北大学, 2021.
- WANG Ting. Trajectory Optimization and Control of Grinding Robot Based on Improved Whale Optimization Algorithm [D]. Taiyuan: North University of China, 2021.
- [12] 黄安琪儿. 钢筋捆扎机械臂运动规划研究[D]. 长沙:中南大学, 2023.
- HUANG Anqier. Research on Motion Planning of Steel Bar Binding Manipulator [D]. Changsha: Central South University, 2023.
- [13] REZAAE JORDEHI A. A Chaotic-based Big Bang-Big Crunch Algorithm for Solving Global Optimization Problems [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(6):1329-1335.
- [14] HEGAZY A E, MAKHLOUF M A, EL-TAWEL G S. Improved Salp Swarm Algorithm for Feature Selection [J]. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2020, 32(3):335-344.
- [15] GARG V, DEEP K, ALNOWIBET K A, et al. Biogeography Based Optimization with Salp Swarm Optimizer Inspired Operator for Solving Non-linear Continuous Optimization Problems [J]. Alexandria Engineering Journal, 2023, 73:321-341.
- [16] MIRJALILI S. Dragonfly Algorithm: a New Metaheuristic Optimization Technique for Solving Single-objective, Discrete, and Multi-objective Problems [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(4):1053-1073.
- [17] MIRJALILI S Z, MIRJALILI S, SAREMI S, et al. Grasshopper Optimization Algorithm for Multi-objective Optimization Problems [J]. Applied Intelligence, 2018, 48(4):805-820.
- [18] MIRJALILI S, JANGIR P, MIRJALILI S Z, et al. Optimization of Problems with Multiple Objectives Using the Multi-verse Optimization Algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 134:50-71.

(编辑 王晏玥)

作者简介:刘建林,男,1999年生,硕士研究生。研究方向为机械臂控制。E-mail:lj12685177925@163.com。黄海松(通信作者),女,1977年生,教授。研究方向为工业机器人、智能制造等。E-mail:hshuang@gzu.edu.cn。

本文引用格式:

刘建林,黄海松,范青松,等. 基于改进樽海鞘群算法的机械臂多目标轨迹规划研究[J]. 中国机械工程, 2025, 36(9):2047-2056.

LIU Jianlin, HUANG Haisong, FAN Qingsong, et al. Multi-objective Trajectory Planning of Manipulators Based on Improved SSA [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(9):2047-2056.