

基于多目标的粒子群优化算法双臂机器人避障轨迹规划

夏涛涛¹ 张立勇¹ 王冠博² 余飞鹏³ 王直荣⁴ 管洪杰⁵ 王晶² 王泽星¹

(1.安徽科技工程大学 智能制造学院, 滁州 239000)

(2.江苏中工高端装备研究院有限公司, 泰州 225400)

(3.中国机械总院集团郑州机械研究所有限公司, 郑州 450001)

(4.常州检验检测标准认证研究院, 常州 213164)

[5.郑机所(郑州)传动科技有限公司, 郑州 450001]

摘要:【目的】针对双臂机器人避障轨迹规划中单一目标优化易局部最优、碰撞检测与规划协同性不足的问题,提出一种自适应多目标粒子群优化算法。【方法】采用D-H参数法建立运动学模型,利用五次多项式插值进行关节空间轨迹规划,结合有向包围盒法、分离轴定理及连续碰撞检测实现精确碰撞检测。以路径长度、碰撞风险及运动平滑度为优化目标,动态调整权重及算法参数,并根据环境风险分级选择最终策略。【结果】结果表明,自适应多目标粒子群优化算法收敛速度快、精度高;优化后关节角速度与角加速度的变化次数显著减少,关节冲击明显降低;在空载与负载工况下,末端位置重复性满足精度要求,各关节速度处于安全约束范围内。该算法实现了从“碰撞后重规划”到“主动预防”的升级,有效降低关节能耗与损伤风险,提升运动平滑性,延长使用寿命。

关键词: 双臂机器人; 轨迹规划; 多项式插值法; 碰撞检测; 多目标粒子群优化算法

中图分类号: TP242 **10.16578/j.issn.1004.2539.XXXX.XX.001**

0 引言

随着社会经济与科技的不断发展,世界范围内的工业水平正逐渐发展到一个比较成熟的阶段,现在所追求的是更加智能化和自动化的技术。机器人作为能够很大程度上解放劳动力的高度智能化装备,其相关技术正蓬勃发展。双臂机器人不只是将两个机械臂组合在一起,而是通过协调约束与控制使得双臂配合完成相应的任务和工作。双臂机器人拥有2个多自由度的仿人机械臂,能够以不同的姿态到达同一空间位置,具有很高的操作灵活性。

现有研究在机械臂轨迹规划与碰撞检测领域已开展多项探索,但仍存在明显局限。在轨迹规划方面,万琴等^[1]采用高次多项式插值法对6自由度机械臂进行规划,但面临过拟合风险;张红彬等^[2]的分段式多项式插值法虽有作用,但易导致轨迹不连续及速度、加速度突变;冯斌等^[3]结合标准粒子群算法与

高次多项式插值拟合关节轨迹,但因该算法易陷入局部最优而难以获取全局最优解;张瑞雪等^[4]提出的结合三维碰撞检测技术优化的快速扩展随机树算法,虽能生成无碰撞平滑路径,但未涉及多目标优化维度。在碰撞检测领域,刘璇等^[5]设计的高效观测器通过系统域分析转化为时变临界阻尼系统,虽提升了检测效率与准确性,但未针对双臂协调场景进行优化;王栋等^[6]提出的面向钣金件的层次包围盒树结构,通过粗精检测结合策略降低计算量,但仅适用于特定工件类型,通用性不足。

上述研究存在两大核心问题:一是轨迹规划多聚焦单一目标,易导致局部最优且收敛性能有限;二是碰撞检测方法难以适配双臂协调运动的复杂场景,与轨迹规划的协同性不足。而采用多目标粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法进行轨迹规划,可通过综合优化多目标避免局部最优,利

收稿日期: 2026-01-05

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB4708700); 安徽省科技厅重点研发计划项目(2022a05020063); 安徽省教育厅高校协同创新项目(GXXT-2023-099); 江苏省市场监督管理局科技计划项目(KJ2025020); 安徽省科技厅农业物质技术装备领域揭榜挂帅项目(S202320230906020016); 2023年蚌埠市科技计划项目(2023gx10); 天长智能研究院项目(tzy202330); 安徽科技学院人才项目(RCYJ201904); 2023年江苏省产学研合作项目(BY20230553)

作者简介: 夏涛涛,男,1999年生,安徽合肥人,在读研究生; 主要研究方向为机械; 877801900@qq.com。

王冠博(通信作者),男,1985年生,河南郑州人,硕士; 主要研究方向为机械; info@australiarobot.com.au。

引用格式: 夏涛涛, 张立勇, 王冠博, 等. 基于多目标的粒子群优化算法双臂机器人避障轨迹规划[J]. 机械传动, XXXX, XX(X): 1-10.

XIA Taotao, ZHANG Liyong, WANG Guanbo, et al. Multi-objective particle swarm optimization algorithm for trajectory planning of obstacle avoidance in dual-arm robots[J]. Journal of Mechanical Transmission, XXXX, XX(X): 1-10.



免费获取

用优质解提升收敛速度与精度；同时，针对双臂协调运动开展碰撞检测与算法优化，能有效规避碰撞风险，实现快速重规划，减少关节损伤，恰好弥补现有研究的短板。

1 运动学分析

1.1 双臂D-H坐标系建立

UR机器人是一款6自由度协作机器人，其结构由6个旋转关节串联而成。所有关节轴线均遵循平行或垂直相交的配置：关节1实现底座回转；关节2和关节3作为肩肘，轴线平行，完成主要臂部俯仰；关节4、关节5、关节6构成紧凑手腕，其中，关节4与肩肘平行，关节5和关节6则相互垂直并与前序关节垂直相交，共同实现末端工具在空间中的任意位置和全姿态灵活调整。UR机器人通常采用轻量化材料和紧凑的设计，如图1所示，以便在狭小的空间内进行操作，并具备高度的灵活性和安全性。它们常常应用于需要与人类紧密协作的环境，而UR机器人具备敏感的安全功能，可以在检测到人体接近时自动减速或停止，且UR构型的机械臂灵活、轻便、易于编程^[7]。因此，UR构型的双臂机器人的应用极为广泛。



图1 UR机器人
Fig. 1 UR robot

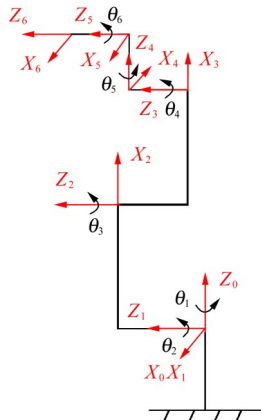


图2 UR机器人连杆坐标系
Fig. 2 Linkage coordinate systems of the UR robot

采用D-H参数法^[8]，对机械臂转动关节及连杆进行描述。D-H参数法是一种为机械臂的每一个关节建立坐标系的方法，通过矩阵的齐次变换得到各个连杆坐标系与基坐标系之间的关系，再进行齐次变换来推导出末端执行器相对于基坐标系的空间位置，最终完成机械臂运动学方程的建立。根据D-H参数法，构建的机械臂关节坐标系如图2所示。

1.2 正运动学分析

机械臂的正运动学，即通过已知的机械臂各个关节角的具体数值求出机械臂末端执行器相对于基坐标系的位置和姿态^[9-11]。由三阶矩阵扩展得到的齐次矩阵可以完整地表示物体的位置和姿态信息，并且可以

简化坐标变换的推导过程，因此采用齐次矩阵的形式表达位姿信息^[12]。根据D-H参数法推导出相邻关节坐标系间的正向变换矩阵(D-H变换矩阵)，即

$$T_i^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \cos \alpha_i & \sin \theta_i \sin \alpha_i & a_i \cos \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \cos \alpha_i & -\cos \theta_i \sin \alpha_i & a_i \sin \theta_i \\ 0 & \sin \alpha_i & \cos \alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中， θ_i 为第*i*个关节角； α_i 为第*i*个连杆扭角； a_i 为第*i*个连杆长度； d_i 为第*i*个连杆偏距。

建立完齐次变换矩阵，即可获得末端坐标系相对于基坐标系的齐次变换矩阵：

$$T_6^0 = T_1^0 \cdot T_2^1 \cdot T_3^2 \cdot T_4^3 \cdot T_5^4 \cdot T_6^5 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

为方便表示，用 c_i 代表 $\cos \theta_i$ ， s_i 代表 $\sin \theta_i$ ， c_{ij} 代表 $\cos(\theta_i + \theta_j)$ ， s_{ij} 代表 $\sin(\theta_i + \theta_j)$ ，则

$$\begin{cases} n_x = c_6(s_1s_5 + c_1c_{234}c_5) + c_1s_{234}s_6 \\ n_y = s_1s_{234}s_6 - c_6(c_1s_5 - s_1c_{234}c_5) \\ n_z = s_{234}c_5c_6 - c_{234}s_6 \\ o_x = c_1s_{234}c_6 - s_6(s_1s_5 + c_1c_{234}c_5) \\ o_y = s_6(c_1s_5 - s_1c_{234}c_5) + s_1s_{234}c_6 \\ o_z = -c_{234}c_6 - s_{234}c_5s_6 \\ a_x = c_1c_{234}s_5 - s_1c_5 \\ a_y = s_1c_{234}s_5 + c_1c_5 \\ a_z = s_{234}s_5 \\ p_x = (c_1c_{234}s_5 - s_1c_5)d_6 + c_1s_{234}d_5 + s_1d_4 + c_1c_{23}a_3 + s_1d_3 + c_1c_2a_2 + s_1d_2 \\ p_y = (s_1c_{234}s_5 + c_1c_5)d_6 + s_1s_{234}d_5 - c_1d_4 + s_1c_{23}a_3 - s_1d_3 + s_1c_2a_2 - c_1d_2 \\ p_z = d_1 + s_{234}s_5d_6 - c_{234}d_5 + s_{234}d_5 + s_{23}a_3 + s_2a_2 \end{cases} \quad (3)$$

1.3 逆运动学分析

逆运动学就是已知末端执行器相对于基坐标系的位置和姿态，求对应的六个关节角度^[13]。设末端执行器相对于基坐标系的位姿矩阵为

$$T_6^0 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = T_1^0 \cdot T_2^1 \cdot T_3^2 \cdot T_4^3 \cdot T_5^4 \cdot T_6^5 \quad (4)$$

为求解关节1的角度，将式(4)两边分别左乘 $(T_1^0)^{-1}$ 和右乘 $(T_6^5)^{-1}$ ，得

$$(T_1^0)^{-1} \cdot T_6^0 \cdot (T_6^5)^{-1} = T_2^1 \cdot T_3^2 \cdot T_4^3 \cdot T_5^4 =$$

$$\begin{bmatrix} c_{234}c_5 & -c_{234}s_5 & s_{234} & c_{23}a_3 + c_2a_2 + s_{234}d_5 \\ s_{234}c_5 & c_{234} & -s_{234}s_5 & s_{23}a_3 + s_2a_2 - c_{234}d_5 \\ s_5 & 0 & c_5 & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式(5)左右两边元素对应相等，则

$$d_4 = -c_1 p_Y + s_1 p_X + d_6 (s_1 a_X c_1 a_Y - s_1 a_X) = (p_X - a_Y d_6) s_1 - (p_Y - a_X d_6) c_1 \quad (6)$$

令 $m = (p_X - a_Y d_6)$, $n = (p_Y - a_X d_6)$, 则式(6)可简化为

$$m s_1 - n c_1 = d_4 \quad (7)$$

利用三角函数辅助角公式化简得

$$\sin(\varphi - \theta_1) = \frac{d_4}{\sqrt{m^2 + n^2}} \quad (8)$$

$$\theta_1 = \arctan \frac{n}{m} + \arccos \frac{d_4}{\sqrt{m^2 + n^2}} \quad (9)$$

式中, φ 为辅助角; $m^2 + n^2 - d_4^2 \geq 0$ 。

由此可以得到关节1的角度, 以同样的方法可得出关节2、3、4、5、6的角度计算式。各个关节角度计算式为

$$\begin{cases} \theta_1 = \arctan \frac{n}{m} + \arccos \frac{d_4}{\sqrt{m^2 + n^2}} \\ \theta_2 = \arctan 2(s_2, c_2) \\ \theta_3 = \pm \arccos \frac{\alpha^2 + \beta^2 - a_2^2 - a_3^2}{2a_2 a_3} \\ \theta_4 = \arctan 2[-s_6(n_X c_1 + n_Y s_1) - c_6(o_X c_1 + o_Y s_1), o_Z c_6 + n_Z s_6] - \theta_2 - \theta_3 \\ \theta_5 = \pm \arccos(a_X s_1 - a_Y c_1) \\ \theta_6 = \arctan 2(\lambda, \mu) - \arctan 2(s_5, \pm \sqrt{\lambda^2 + \mu^2 - s_5^2}) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\alpha = a_3 c_{23} + a_2 c_2$; $\beta = a_3 s_{23} + a_2 s_2$; $\lambda = s_1 n_X - c_1 n_Y$; $\mu = s_1 o_X - c_1 o_Y$ 。

2 轨迹规划

双臂机器人的轨迹规划需以末端起始点与终止点的位姿为依据, 通过逆运动学求解各关节在对应位姿下的角度^[14-16]。在此基础上, 需构建轨迹表达式, 并纳入起始点与终止点的角度、角速度、角加速度等约束条件进行求解, 以确保机器人能高精度、高效率且稳定地完成作业任务。此外, 为实现各关节从起始点到终止点沿最佳路径同步抵达, 必须为所有关节设定相同的运动时间, 这是保证双臂协调运动连贯性与作业准确性的关键前提。

建立角度、角速度和角加速度与时间的五次多项关系式, 求解得五次多项式系数, 得到的角度、角速度、角加速度表达式分别为

$$\begin{cases} \theta(t) = \theta_0 + \frac{10\theta_f - 10\theta_0}{t_f^3} t^3 + \frac{15\theta_0 - 15\theta_f}{t_f^4} t^4 + \frac{6\theta_f - 6\theta_0}{t_f^5} t^5 \\ \dot{\theta}(t) = \frac{30\theta_f - 30\theta_0}{t_f^3} t^2 + \frac{60\theta_0 - 60\theta_f}{t_f^4} t^3 + \frac{30\theta_f - 30\theta_0}{t_f^5} t^4 \\ \ddot{\theta}(t) = \frac{60\theta_f - 60\theta_0}{t_f^3} t + \frac{180\theta_f - 180\theta_0}{t_f^4} t^2 + \frac{120\theta_f - 120\theta_0}{t_f^5} t^3 \end{cases} \quad (11)$$

式中, t 为时间; θ_0 为起始时刻($t=0$ 时)的关节角度; θ_f 为终止时刻($t=t_f$ 时)的关节角度; t_f 为总运动时间。

采用自适应权重多目标粒子群优化^[17-18], 能够同时优化多个目标, 将目标通过动态的权重合成为一个单一的综合目标函数, 然后使用标准的单目标 PSO 来寻找这个综合指标的最优解。在优化过程中, 根据迭代进程动态调整权重, 早期更关注避免碰撞, 后期则更关注缩短路径。在优化完成后, 评估最终路径所在环境的风险等级。根据不同的情景, 选用不同的预设权重来决定最终轨迹; 而粒子群算法自身的参数也会根据粒子群的搜索状态进行实时调整, 以平衡“探索”和“开发”。

多目标粒子群算法以路径长度目标函数 J_{path} 、碰撞风险目标函数 $J_{\text{collision}}$ 和运动平滑性目标函数 J_{smooth} 建立总目标函数 J_{total} , 来评估和优化机械臂的运动轨迹^[19-20]。

2.1 总目标函数

总目标函数为

$$J_{\text{total}}(x) = w_p \cdot J_{\text{path}}(x) + w_c \cdot J_{\text{collision}}(x) + w_s \cdot J_{\text{smooth}}(x) \quad (12)$$

式中, x 为决策变量, 表示一组关节角度序列或路径点, 即待优化的轨迹; w_p 为路径长度权重; w_c 为碰撞风险权重; w_s 为运动平滑性权重。

多目标权重的动态调整遵循精密的策略体系, 碰撞权重从0.6线性降至0.4, 路径权重从0.3线性增至0.5, 平滑权重保持0.1稳定, 体现了“先安全后效率”的优化逻辑。该算法早期优先保障轨迹安全性, 快速找到无碰撞路径; 随着迭代推进, 在安全得到保障的基础上逐步优化路径效率。具体的权重参数如表1所示。

表1 权重参数

Tab. 1 Weight parameters

迭代阶段	路径权重 w_p	碰撞权重 w_c	平滑权重 w_s
早期	0.3~0.37	0.60~0.53	0.10
中期	0.37~0.43	0.53~0.47	0.10
后期	0.43~0.50	0.47~0.40	0.10

2.2 路径长度目标函数

要求关节空间中总运动距离最短, 以提高运动效率。路径长度目标函数为

$$J_{\text{path}} = \sum_{i=2}^N \| \mathbf{q}_{\text{right}}(i) - \mathbf{q}_{\text{right}}(i-1) \| + \sum_{i=2}^N \| \mathbf{q}_{\text{left}}(i) - \mathbf{q}_{\text{left}}(i-1) \| \quad (13)$$

式中, N 为关节数; $\mathbf{q}_{\text{right}}(i)$ 为右臂在采样点 i 处的关节角度向量; $\mathbf{q}_{\text{left}}(i)$ 为左臂在采样点 i 处的关节角度向量。

2.3 碰撞风险目标函数

碰撞风险目标函数用于评估整个轨迹与环境障碍物的接近程度。当发生碰撞时，会增加一个巨大的惩罚项 P ；没有碰撞，则计算轨迹上所有点和所有连杆到障碍物的有效距离 $d_{\text{effective}}$ ，并求其倒数的平方和。距离越近，惩罚呈平方级增长，强烈驱使轨迹远离障碍物。碰撞风险目标函数为

$$J_{\text{collision}} + P = \sum \frac{1}{(d_{\text{effective}} + \epsilon)^2} \quad (14)$$

式中， ϵ 为一个很小的常数，用于防止分母为0。

2.4 运动平滑性目标函数

通过近似加速度来追求运动的平滑性，有助于减少机械磨损和振动，更好的保护关节。运动平滑性目标函数为

$$J_{\text{smooth}} = \sum_{i=2}^{N-1} \| \mathbf{q}(i+1) - 2\mathbf{q}(i) + \mathbf{q}(i-1) \| \quad (15)$$

式中， $\mathbf{q}(i)$ 为第 i 个采样点的关节向量。

由总目标函数可知，各个部分的权重并非固定不变，而是根据迭代进程和环境风险进行动态调整。

基于迭代进程的调整来看，运动早期的过程赋予碰撞风险较高的权重，使算法优先探索安全区域，避免陷入危险的局部最优。随着运动的进行，逐渐提高路径长度的权重，在确保安全的基础上，对路径效率进行精细优化。平滑性权重通常保持一个相对稳定且较小的值。

在优化完成后，系统会进行一次环境风险评估，根据环境风险评估结果进行最终的策略选择。通过计算最优过渡点与所有障碍物之间的最小距离来获得该风险值。根据评估出的风险等级，系统重新选择最终用于生成轨迹的权重组合，形成3种预设策略，分别为高风险、中风险和低风险。最小距离小于0.1 m为高风险环境，采用安全优先策略，碰撞权重高达0.7；最小距离在0.1~0.2 m为中等风险，采用平衡策略，碰撞权重设为0.5；最小距离大于0.2 m为低风险环境，采用效率优先策略，路径权重提升至0.5。具体的环境风险策略对照表如表2所示。

表2 环境风险策略对照表

Tab. 2 Environmental risk strategy comparison table

风险等级	最小距离阈值/m	路径权重 w_p	碰撞权重 w_c	平滑权重 w_s
高风险	<0.1	0.20	0.70	0.10
中风险	0.1~0.2	0.35	0.50	0.15
低风险	>0.2	0.50	0.30	0.20

环境感知的权重选择机制使得系统能够根据不同场景自动调整优化重点，实现从算法自适应到环境自适应的跨越。

标准PSO速度更新式为

$$\mathbf{V}_s(t+1) = \omega \cdot \mathbf{V}_s(t) + k_1 \cdot r_1 \cdot [\mathbf{P}_s(t) - \mathbf{X}_s(t)] + k_2 \cdot r_2 \cdot [\mathbf{G}(t) - \mathbf{X}_s(t)] \quad (16)$$

式中， $\mathbf{V}_s(t)$ 为第 s 个粒子在第 t 次迭代时的速度向量； ω 为惯性权重； k_1 为个体学习因子； k_2 为社会学习因子； r_1 、 r_2 均为[0, 1]区间内的随机数； $\mathbf{P}_s(t)$ 为第 s 个粒子在第 t 次迭代时的个体最优位置向量； $\mathbf{X}_s(t)$ 为第 s 个粒子在第 t 次迭代时的当前位置向量； $\mathbf{G}(t)$ 为第 t 次迭代时的全局最优位置向量。

自适应粒子群优化算法中，动态惯性权重 ω 采用线性递减策略，初期鼓励全局探索，后期鼓励局部开发。自适应学习因子 k_1 、 k_2 则通过计算当前粒子群的多样性来获得，以粒子位置的标准差为标准。高多样性意味着粒子分散，尚未收敛。此时增强 k_1 个体认知，减弱 k_2 社会认知，鼓励粒子进行个体探索。低多样性意味着粒子聚集，可能早熟。此时减弱 k_1 ，增强 k_2 ，促使粒子向全局最优学习，加快收敛。具体的动态参数如表3所示。

表3 动态参数

Tab. 3 Dynamic parameters

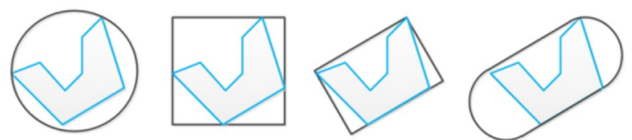
迭代阶段	惯性权重 ω	个体学习因子 k_1	社会学习因子 k_2
早期	0.9~0.8	2.4	1.6
中期	0.8~0.6	2.0	2.0
后期	0.6~0.4	1.6	2.4

当多样性高于阈值0.1时， k_1 增加20%、 k_2 减少20%，以加强个体探索；当多样性低于0.05时， k_1 减少20%、 k_2 增加20%，以促进社会学习；中等多样性时保持平衡。这种多样性驱动机制有效防止了种群早熟收敛或过度分散。

最大速度限制不是一个固定值，而是随着迭代逐渐收紧，使得算法在后期能进行更精细的搜索。当粒子越过边界时，不仅将其拉回边界，还会使其速度反向并衰减，这有助于粒子更平滑地探索边界区域。

3 碰撞检测

在双臂机器人执行工作时，为了避免机械臂自身或与外界发生碰撞，碰撞检测是必须的。不同的包围盒可分为图3所示的几类^[21-22]。



(a) 包围球 (b) 轴对齐包围盒 (c) 有向包围盒 (d) 胶囊体包围盒

图3 包围盒法分类

Fig. 3 Classification of bounding box methods

有向包围盒(Oriented Bounding Box, OBB)法通过为物体构建与自身朝向一致的长方体包围盒来简化

碰撞判断。其核心思路是: 先为待检测物体生成贴合度高的OBB, 通过计算2个包围盒在三维空间中各轴向上的投影是否重叠, 快速判断物体是否可能碰撞。若投影无重叠, 则直接判定无碰撞; 若有重叠, 再进一步进行更精细的检测。

基本的OBB算法仅检测机械臂末端, 运动过程可能会出现连杆发生碰撞的可能。因此, OBB、分离轴定理(Separating Axis Theorem, SAT)、连续碰撞检测(Continuous Collision Detection, CCD)这三种算法的结合可以将完整连杆等效为OBB模型, 进行精确的球碰撞检测, 验证整段轨迹的安全性。

3.1 OBB算法

OBB的旋转矩阵为

$$R = \{O + ar_i v_i + br_j v_j + cr_k v_k\}; a, b, c \in [-1, 1] \quad (17)$$

式中, O 为有向包围盒的中心坐标向量; r_i 、 r_j 、 r_k 分别表示有向包围盒在其3个轴线方向的半径(边长的一半); v_i 、 v_j 、 v_k 为一组相互正交的单位向量, 分别用于计算有向包围盒的方向。

3.2 SAT碰撞检测

先将球心在世界坐标系的坐标变换至OBB局部坐标系中, 即

$$P_{\text{local}} = R^T \cdot (P_{\text{world}} - C_{\text{OBB}}) \quad (18)$$

式中, P_{local} 为球心在OBB局部坐标系的坐标向量; P_{world} 为球心在世界坐标系的坐标向量; C_{OBB} 为OBB中心在世界坐标系的坐标向量。

然后, 在局部坐标系中寻找最近点, 对于局部坐标系的每个轴(X , Y , Z), 将球心的该坐标分量投影到OBB在该轴的边界内。最后, 计算精确距离并判断碰撞, 将最近点变换回世界坐标系, 计算世界坐标系下最近点到球心的真实距离。

3.3 CCD算法

对于规划好的每一段轨迹, 不只检查起点和终点, 还会在起点和终点之间进行线性插值, 生成一系列中间关节状态, 对每一个中间状态, 都进行OBB-SAT碰撞检测。只有当整个路径中都没发生碰撞, 才认为这条路径安全可靠。

4 仿真分析

4.1 双臂机器人工作空间

双臂机器人模型的D-H参数如表4所示。

根据机器人D-H参数, 借助Matlab机器人工具箱中的SerialLink和Link建立双臂机器人左臂、右臂, UR双臂机器人仿真模型如图4所示。

工作空间定义为末端执行器所能到达的位置集。对于双臂机器人来说, 可行的工作空间为两个单臂工作空间的交集, 可行工作空间的求解是实现双臂

机器人工作空间最大化的必要环节^[23]。

表4 UR机器人D-H参数

Tab. 4 D-H parameters of the UR robot

关节 i	θ_i	d_i/m	a_i/m	α_i/rad
1	θ_1	0.1519	0	$\pi/2$
2	θ_2	0	0.24365	0
3	θ_3	0	0.21325	0
4	θ_4	0.11235	0	$-\pi/2$
5	θ_5	0.08535	0	$\pi/2$
6	θ_6	0.0819	0	0

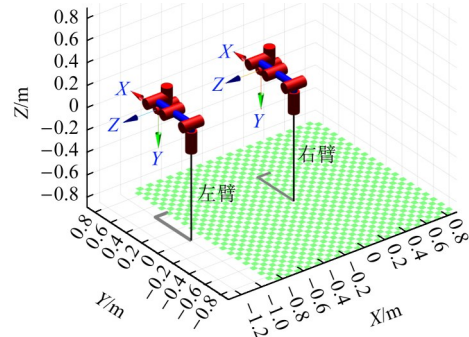


图4 UR双臂机器人Matlab模型

Fig. 4 Matlab model of the UR dual-arm robot

工作空间是末端位置(X , Y , Z)所有可能值的集合, 由关节角范围 $\theta_i \in [-2\pi, 2\pi]$ 约束, 核心定量分析分为可达空间和灵活空间, 即末端能以任意姿态到达的点。

1) 工作空间边界

前3关节为臂部, 最大臂展(关节2+关节3):

$$L_{\text{arm}} = 0.4569 \text{ m} \quad (19)$$

腕部总长度(关节4、关节5、关节6的偏距和):

$$L_{\text{wrist}} = 0.2796 \text{ m} \quad (20)$$

基坐标系下 XOY 平面的最大投影半径:

$$R_{\text{max}} = L_{\text{arm}} + L_{\text{wrist}} = 0.73641 \text{ m} \quad (21)$$

最小投影半径(腕部折叠):

$$R_{\text{min}} = |L_{\text{arm}} - L_{\text{wrist}}| = 0.17721 \text{ m} \quad (22)$$

2) 蒙特卡洛法的数学本质

采样 $N_s=5000$ 个关节角样本, 每个样本满足 $\theta_i^{(k)} = \theta_{i,\text{min}} + (\theta_{i,\text{max}} - \theta_{i,\text{min}})r_k$, $r_k \sim U(0, 1)$ 。其中, k 为样本索引, $k=1, 2, \dots, N_s$; $U(0, 1)$ 是 $[0, 1]$ 上的均匀分布。

通过正运动学将关节空间 $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_6]^T \in [-2\pi, 2\pi]^6$, 映射到操作空间 $P = [X, Y, Z]^T \in \mathbb{R}^3$, 最终工作空间可表示为

$$W = \{P(\Theta) | \Theta \in [-2\pi, 2\pi]^6\} \quad (23)$$

3) 双臂工作空间的定量关系

右臂[坐标原点在(0, 0, 0)]: 工作空间 $W_1=W_2$ 。左臂[坐标原点在(-1, 0, 0)]: 工作空间为右臂的平移变换, 即 $W_2 = \{(X-1, Y, Z) | (X, Y, Z) \in W\}$ 。

双臂重叠区域： $W_{\text{overlap}} = W_1 \cap W_2$ ，满足 $\exists \Theta_1, \Theta_2 \in [-2\pi, 2\pi]^\circ$ ， $P(\Theta_1) = P(\Theta_2) - (1, 0, 0)^T$ 。

4) 工作空间体积计算

在蒙特卡洛法中，工作空间体积可通过采样点的空间密度估算，其表达式为

$$V \approx \frac{N_{\text{有效}}}{N_s} V_{\text{包围盒}} \quad (24)$$

式中， $N_{\text{有效}}$ 为采样点中落在工作空间内的数量； $V_{\text{包围盒}}$ 为工作空间最小包围盒体积。其中，

$$V_{\text{包围盒}} = (2R_{\text{max}}) \times (2R_{\text{max}}) \times (Z_{\text{max}} - Z_{\text{min}}) \approx 3.19 \text{ m}^3 \quad (25)$$

图5所示为利用蒙特卡洛法得到的机械臂作业空间。

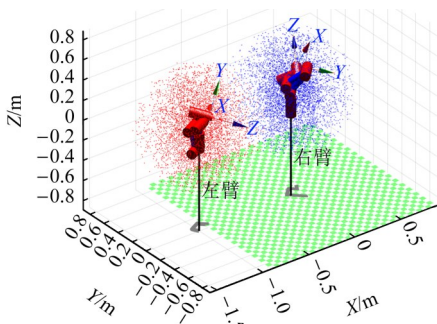


图5 双臂机器人作业空间

Fig. 5 Operating space of the dual-arm robot

4.2 双臂机器人运动轨迹仿真与试验

4.2.1 避障轨迹规划算法比较

基于双臂机器人五次多项式插值法，增加机械臂的OBB算法的碰撞检测。在双臂机器人左右臂的运动路径中，增加2个直径大小为0.1 mm的小球作为障碍物。机械臂首先正常进行轨迹规划，当快要碰撞到障碍物时，机械臂停止运动，重新规划路径，避开障碍物，完成轨迹规划。碰撞检测运动轨迹如图6所示。

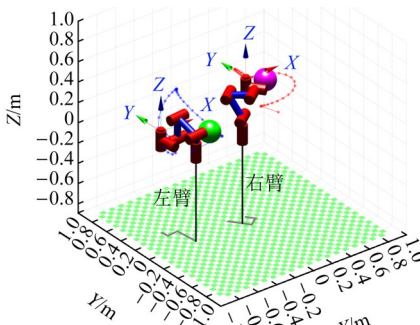


图6 碰撞检测运动轨迹

Fig. 6 Collision detection motion trajectory

轨迹规划避障算法从基础碰撞检测、多目标 PSO 算法碰撞检测到多目标 PSO 高级碰撞检测，最终优化为自适应 PSO 高级碰撞检测，实现双臂机器人在避障算法的不断优化。通过动态调整粒子群算法的参数和各个目标的权重，以适配不同迭代阶段

与环境风险等级；同时，优化碰撞检测机制与粒子学习策略，既保证了轨迹规划的全局最优性与运动平滑性，又提升了复杂场景的适配能力，工程化落地性强，能有效缩短运动时间、减少关节冲击、延长机器人使用寿命。

图7所示为基础碰撞检测、多目标 PSO 算法碰撞检测、多目标 PSO 高级碰撞检测、自适应 PSO 高级碰撞检测算法的收敛性。由图7可知，自适应 PSO 适应度值的下降速度在优化代码中最快，在迭代前期就迅速降低，且最终趋近于0，领先于其他代码，说明其收敛速度最快、收敛精度最高。图8所示为上述四种算法在不同环境下的性能。由图8可知，在不同环境中，基础碰撞检测和自适应 PSO 高级碰撞检测的性能得分较高，但由于自适应 PSO 高级碰撞检测在避障方面的安全性明显优于基础方法，因此，自适应 PSO 高级碰撞检测在双臂机器人避障检测中表现最佳。

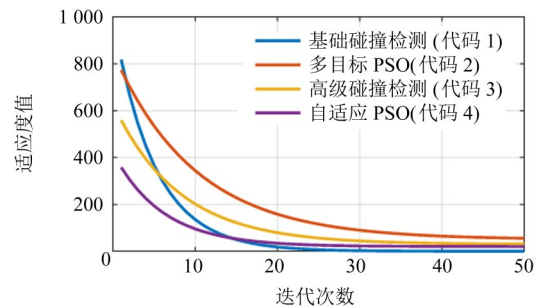


图7 算法收敛性

Fig. 7 Algorithm convergence

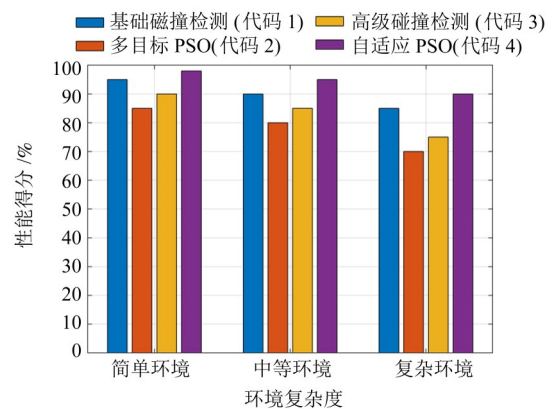


图8 不同环境下的算法性能

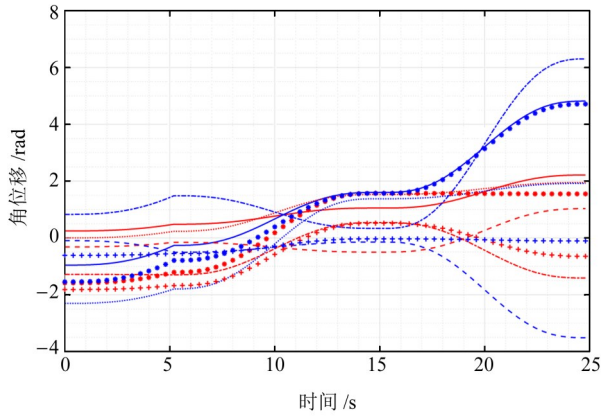
Fig. 8 Algorithm performance in different environments

图9所示为基于自适应 PSO 高级碰撞检测算法各个关节的运动曲线。路径规划过程中进行碰撞检测，从而进行第二次轨迹规划。重新规划的轨迹虽然避开了障碍物，但是角速度和角加速度发生了多次加减速，对机器人造成损伤，增加能量的消耗。

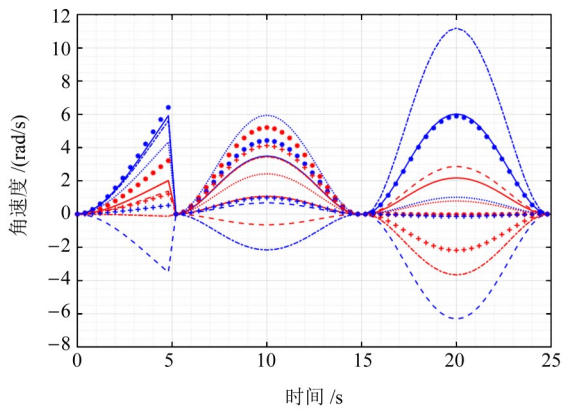
在双臂机器人碰撞检测的基础上，进行自适应 PSO 碰撞检测优化。轨迹的平滑度可减少机器人在运动过程中的振动与冲击，从而减少能量消耗；控

制机器人在运动过程中与障碍物之间的最小距离, 可确保机器人在运动过程中不会与障碍物发生碰撞, 保证机器人的安全性。

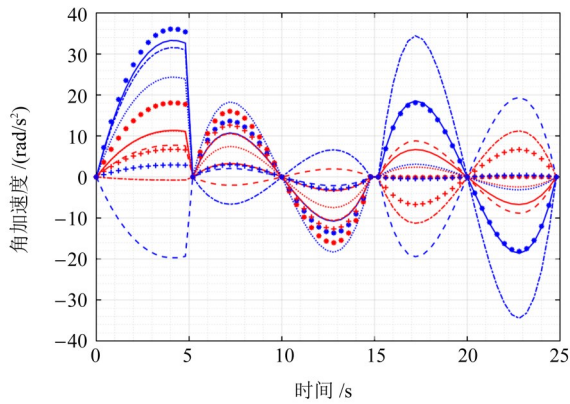
时, 各个关节的角速度和角加速度为0, 这是由检测到障碍物所导致的, 进行紧急停止; 在第10 s时, 重新规划路线, 双臂开始运动。频繁关节角速度变化可能导致电动机过载, 能耗较高, 影响系统寿命。因此, 优化后的运动轨迹更加稳定, 适应能力更强, 对外部扰动的鲁棒性更好。



(a) 双臂机器人碰撞检测关节角度曲线



(b) 双臂机器人碰撞检测关节角速度曲线



(c) 双臂机器人碰撞检测关节角加速度曲线

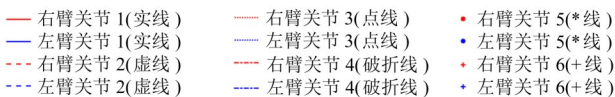


图9 碰撞检测角位移、角速度和角加速度曲线

Fig. 9 Angular displacement, angular velocity, and angular acceleration curves in collision detection

图10所示为多目标优化后的运动轨迹。经优化后的双臂机器人各个关节运动发生突变的概率得到了降低, 通过预优化过渡点、环境风险分级、CCD三重保障, 能从源头规避碰撞。如图11所示, 在第9.6 s

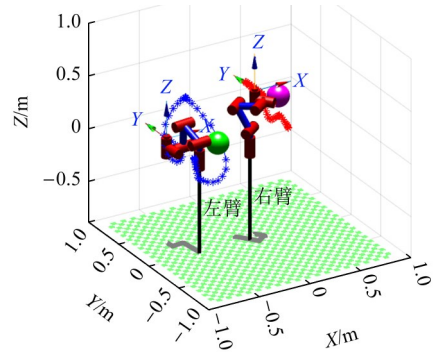
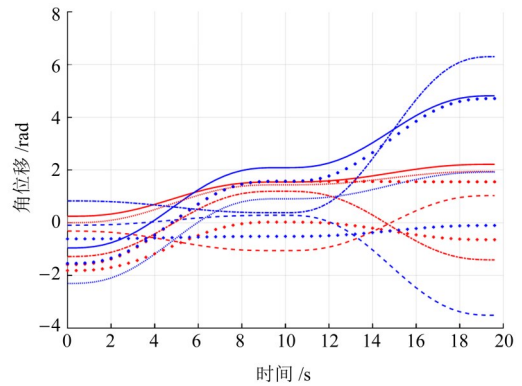


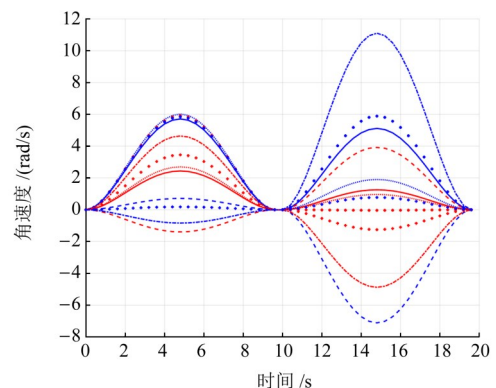
图10 多目标优化后的运动轨迹

Fig. 10 Motion trajectory after multi-objective optimization

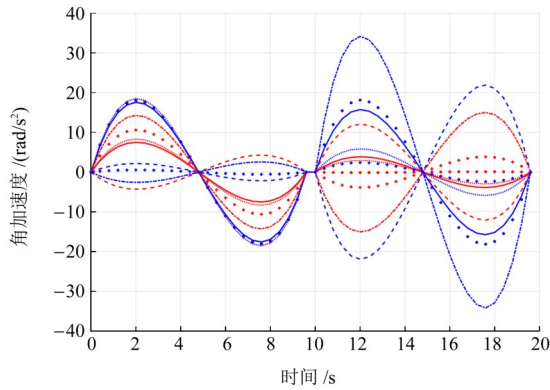
由图9和图11可知, 优化后的双臂机器人的角速度穿越零点的次数从3次降低到2次, 角加速度的极值点数量从5个降低到4个。角速度每穿越一次零点就意味着运动方向反转, 角加速度的每个极值点对应一次加速度大小的转折, 反映了关节力矩的剧烈变化。这些变化是产生冲击和能量损耗的主要来源, 次数或个数的减少意味着降低了关节受到的冲击, 从而延长机器人使用寿命。



(a) 双臂机器人多目标优化关节角度曲线



(b) 双臂机器人多目标优化关节角速度曲线



(c) 双臂机器人多目标优化关节角加速度曲线

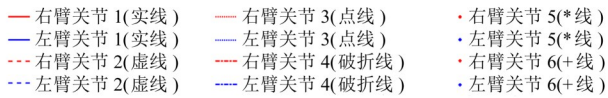
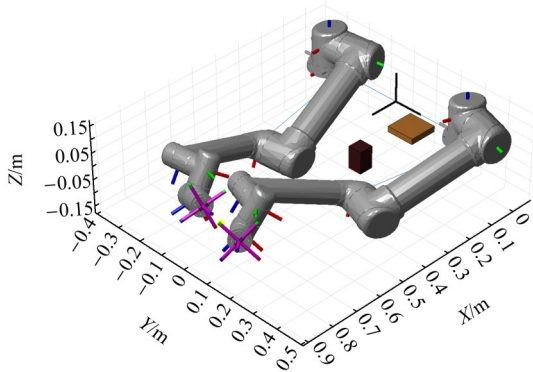


图 11 多目标优化角位移、角速度和角加速度曲线

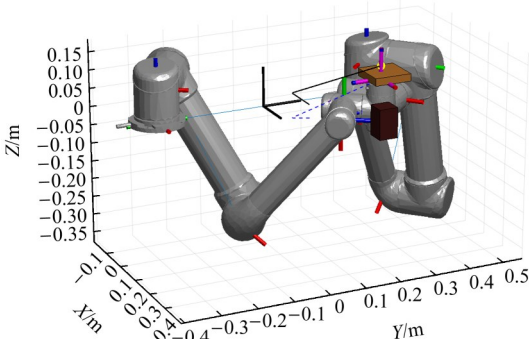
Fig. 11 Angular displacement, angular velocity, and angular acceleration curves in multi-objective optimization

4.2.2 双臂机器人无碰撞轨迹协同运动

将上述轨迹优化的代码代入双臂机器人机械臂中,得到双臂机器人在面对障碍物时的轨迹规划情况,如图12所示。双臂机器人在初始位置时,接到运动指令,双臂协作夹取小球,进行轨迹规划,检测到方形障碍物后,重新规划路线,避开障碍物,将小球夹取到目标平台上,完成双臂机器人协同运动避障轨迹规划。



(a) 双臂机器人初始位姿



(b) 双臂机器人避障路径

图 12 双臂机器人避障轨迹优化

Fig. 12 Obstacle avoidance trajectory optimization of the UR robot

4.2.3 试验验证

如图13所示,将自适应PSO高级碰撞检测代码应用到双臂机器人上并进行位置重复性试验。机器人平台在空载与3 kg负载两种工况下,以100%额定速度运行时所进行的位置重复性测试结果如表5所示。



图 13 机器人位置重复性试验

Fig. 13 Robot position repeatability test

表 5 位置重复性

Tab. 5 Position repeatability

位姿	R_p/mm	
	空载100%额定速度	3 kg负载100%额定速度
P_1	0.138	0.103
P_2	0.101	0.107
P_3	0.056	0.082
P_4	0.065	0.087
P_5	0.063	0.167

表5中的数据来源于对不同位姿(P_1 至 P_5)下机器人末端执行器重复定位精度的多次测量统计结果。其中, R_p 表示机器人在位姿 $P_l(l=1, 2, \dots, 5)$ 下沿直线路径重复定位时的偏差值,该值越小说明机器人的重复定位精度越高。若 R_p 均小于0.2 mm,机器人展现出高位置重复性,表明其本体具备稳定执行精密轨迹的能力,所生成的优化轨迹在实际运行中具有可靠的再现性,不会因机械本体误差而失效。各关节的最大速度如表6所示。

表 6 关节最大速度

Tab. 6 Maximum joint speeds

关节	最大速度/ $[^\circ/\text{s}]$
1	181.890
2	180.600
3	226.848
4	229.744
5	226.870
6	227.104

各关节的最大速度为算法提供了明确的动力学约束,可确保所规划轨迹的关节速度始终处于安全范围内,避免因超速引发控制异常。经过试验分析,机器人关节在空载情况下最大的位置重复度为 P_1 位

姿下的 0.138 mm, 3 kg 负载下最大的位置重复度为 P_5 位姿下的 0.167 mm。该机器人各关节的位置重复性均小于 0.2 mm, 符合要求; 关节最大速度也符合技术要求。

5 结论

本文以双臂机器人为研究对象, 用标准 D-H 参数法对双臂机器人进行建模及正逆运动学分析的理论计算; 然后, 采用五次多项式插值法进行机械臂轨迹规划, 利用多重碰撞检测法对双臂机器人运动路径上的障碍物进行检测, 规划新的路径; 最后, 采用以轨迹平滑度和与障碍物最小距离为多目标的粒子群算法对轨迹进行优化, 对比优化前后的轨迹运动时间及角速度、角加速度发生突变的次数。

基于自适应 PSO 高级碰撞检测的双臂机器人避障轨迹优化降低了机器人关节的能耗, 提升了机器人工作效率, 减少了机器人关节角速度和角加速度的变化次数, 保证了机器人运行过程中的安全, 降低了关节所受到的冲击, 延长了机器人使用寿命。

参 考 文 献

- [1] 万琴, 宁顺兴, 李智, 等. 6DOF 机械臂运动学分析与轨迹规划仿真[J]. 制造业自动化, 2024, 46(4): 42-47.
WAN Qin, NING Shunxing, LI Zhi, et al. Kinematics analysis and trajectory planning simulation of 6DOF manipulator[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(4): 42-47.
- [2] 张红彬, 常旭. 协作机器人分段式轨迹规划算法研究[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 120-127.
ZHANG Hongbin, CHANG Xu. Research on trajectory planning algorithm based on collaborative robot[J]. Intelligent Computer and Applications, 2024, 14(7): 120-127.
- [3] 冯斌, 刘峰, 郑颀默. 基于粒子群算法的机器人关节空间最优运动轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(5): 1-4.
FENG Bin, LIU Feng, ZHENG Liaomo. Optimal motion trajectory planning of robot joint space based on particle swarm optimization[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018(5): 1-4.
- [4] 张瑞雪, 蒋序帆, 尹旭悦, 等. 基于改进 RRT 算法与三维碰撞检测的冗余机械臂高效路径规划[J]. 船舶标准化工程师, 2025, 58(1): 66-73.
ZHANG Ruixue, JIANG Xufan, YIN Xuyue, et al. Efficient path planning for redundant manipulators based on improved RRT algorithm and 3D collision detection[J]. Ship Standardization Engineer, 2025, 58(1): 66-73.
- [5] 刘璇, 贾立超, 王清, 等. 基于改进二阶扩张状态观测器协作机器人碰撞检测研究[J]. 制造业自动化, 2024, 46(11): 9-17.
LIU Xuan, JIA Lichao, WANG Qing, et al. Research on collaborative robot collision detection based on improved second-order extended state observer[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(11): 9-17.
- [6] 王砾, 游有鹏, 何健, 等. 基于钣金件层次包围盒的折弯碰撞检测方法[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(4): 185-188.
WANG Li, YOU Youpeng, HE Jian, et al. Collision detection method based on hierarchical bounding box of sheet metal bending[J]. Machine Building & Automation, 2023, 52(4): 185-188.
- [7] 杨俊豪, 王炳炎, 王坤, 等. 基于 UR5 机器人的水下清洗装置工作空间分析及优化[J]. 机械工程师, 2023(5): 88-91.
YANG Junhao, WANG Bingyan, WANG Kun, et al. Workspace analysis and optimization of underwater cleaning device based on UR5 robot[J]. Mechanical Engineer, 2023(5): 88-91.
- [8] 王桂荣, 倪志强, 周坤, 等. 多策略改进粒子群算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. 中国机械工程, 2025, 36(5): 1044-1053.
WANG Guirong, NI Zhiqiang, ZHOU Kun, et al. Time-optimal trajectory planning of robotic arms based on MIPSO algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(5): 1044-1053.
- [9] HE X Y, ZHANG Y, GAO X Y, et al. Research on trajectory planning of dual-arm cooperative robot[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1820(1): 012025.
- [10] 迪茹侠, 封静敏, 汤萍, 等. 基于 MATLAB 的工业机器人运动学建模机理研究[J]. 内燃机与配件, 2024(5): 114-116.
DI Ruxia, FENG Jingmin, TANG Ping, et al. Research on kinematics modeling mechanism of industrial robot based on MATLAB[J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2024(5): 114-116.
- [11] 熊睿洋, 贾剑平, 胡榕华, 等. 基于插值时间相同的 4-1-4 样条插值的机器人轨迹规划[J]. 机械强度, 2020, 42(5): 1254-1260.
XIONG Ruiyang, JIA Jianping, HU Ronghua, et al. Robot trajectory planning based on 4-1-4 spline interpolation with the same interpolation time[J]. Journal of Mechanical Strength, 2020, 42(5): 1254-1260.
- [12] 张振翮, 杨蹈宇, 舒奕彬, 等. 改进粒子群优化算法在搬运机器人机械臂中的应用[J]. 机械传动, 2024, 48(8): 49-56.
ZHANG Zhenhe, YANG Daoyu, SHU Yibin, et al. Application of an improved particle swarm optimization algorithm in the robotic arm of a handling robot[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2024, 48(8): 49-56.
- [13] QUAN W S, ZOU D H, XI C Y, et al. Simulation research on trajectory planning of double-arm cooperative live working robot for transmission lines[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2433(1): 012013.
- [14] 韩冬, 崔艳, 杨培林, 等. 空间双臂机器人机械臂最优轨迹规划仿真[J]. 计算机仿真, 2018, 35(10): 333-339.
HAN Dong, CUI Yan, YANG Peilin, et al. Simulation of trajectory planning for minimizing base reaction and manipulators jerk of dual-arm space robot[J]. Computer Simulation, 2018, 35(10): 333-339.
- [15] LAN J Y, XIE Y G, LIU G J, et al. A multi-objective trajectory planning method for collaborative robot[J]. Electronics, 2020, 9(5): 859.
- [16] NONOYAMA K, LIU Z A, FUJIWARA T, et al. Energy-efficient robot configuration and motion planning using genetic algorithm

- and particle swarm optimization[J]. *Energies*, 2022, 15(6):2074.
- [17] 袁磊. 基于改进遗传粒子群混合算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. *海南大学学报(自然科学版中英文)*, 2025, 43(3):275-281.
YUAN Lei. Time-optimal trajectory planning for manipulator based on improved genetic particle swarm optimization hybrid algorithm[J]. *Natural Science of Hainan University*, 2025, 43(3): 275-281.
- [18] 李骏, 赵青, 李立君, 等. 基于改进粒子群算法的油茶花粉采摘机械臂轨迹规划[J]. *机械传动*, 2023, 47(2):86-92.
LI Jun, ZHAO Qing, LI Lijun, et al. Trajectory planning of camellia oleifera pollen picking manipulators based on an improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2023, 47(2): 86-92.
- [19] 郭鑫, 李立君. 基于人工免疫-改进粒子群优化算法的机械臂轨迹规划研究[J]. *机械传动*, 2024, 48(5):33-40.
GUO Xin, LI Lijun. Trajectory planning of manipulators based on artificial immune-improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2024, 48(5):33-40.
- [20] 林志峰. 双臂机器人协调运动规划方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021:39-44.
LIN Zhifeng. Research on coordinated motion planning of dual manipulator [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021: 39-44.
- [21] 李子依, 丁力, 马瑞, 等. 六自由度工业机器人运动可靠性分析[J]. *机械强度*, 2024, 46(4):924-931.
LI Ziyi, DING Li, MA Rui, et al. Motion reliability analysis of a 6-DOF industrial robot[J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2024, 46(4):924-931.
- [22] LUKÁŠ D, KOT T. Hierarchical real-time optimal planning of collision-free trajectories of collaborative robots[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2023, 107(4):57.
- [23] 李美强, 马庆禄, 闫浩, 等. 多自由度机械臂关节运动控制研究[J]. *机械强度*, 2025, 47(2):147-158.
LI Meiqiang, MA Qinglu, YAN Hao, et al. Research on joint motion control for multi-degree-of-freedom manipulator [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2025, 47(2):147-158.

Multi-objective particle swarm optimization algorithm for trajectory planning of obstacle avoidance in dual-arm robots

XIA Taotao¹ ZHANG Liyong¹ WANG Guanbo² YU Feipeng³ WANG Zhirong⁴ GUAN Hongjie⁵
WANG Jing² WANG Zexing¹

(1. College of Intelligent Manufacturing, Anhui Science and Technology University, Chuzhou 239000, China)

(2. Jiangsu Zhonggong Research Institute of Advanced Equipment Co., Ltd., Taizhou 225400, Jiangsu, China)

(3. China Academy of Machinery Zhengzhou Research Institute of Mechanical Engineering Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China)

(4. Changzhou Inspection and Testing Standard Certification Research Institute, Changzhou 213164, China)

(5. ZRIME Gearing Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China)

Abstract: [Objective] To address the problems of a single-objective optimization easily falling into local optima and the insufficient coordination between the collision detection and the planning in the obstacle avoidance trajectory planning for dual-arm robots, an adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm was proposed. [Methods] The kinematic model was established by using the D-H parameter method. Trajectory planning in the joint space was carried out by means of the quintic polynomial interpolation. Accurate collision detection was achieved by combining the oriented bounding box method, the separating axis theorem, and continuous collision detection. The path length, collision risk, and motion smoothness were taken as optimization objectives. The weights and algorithm parameters were dynamically adjusted, and the final strategy was selected according to the environmental risk classification. [Results] The results show that the adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm exhibits the fast convergence speed and the high precision. After optimization, the numbers of changes in the joint angular velocity and the angular acceleration are significantly reduced, and joint impact is obviously decreased. Under both no-load and load conditions, the end-effector position repeatability satisfies the accuracy requirements, and all joint velocities remain within the safe constraint ranges. The proposed algorithm achieves an upgrade from “post-collision replanning” to “active prevention”, effectively reducing joint energy consumption and damage risk, and improving motion smoothness and service life.

Key words: Dual-arm robot; Trajectory planning; Polynomial interpolation method; Collision detection; Multi-objective particle swarm optimization algorithm

(编辑: 贾文倩)