基于改进多目标粒子群优化的移动机器人对接轨迹规划

武 星[1*] 吕 鹏[1] 沙金龙[2] 李杨志[1] 孟昭旭[2]
1.南京航空航天大学机电学院,南京,210016
2.中国兵器工业第二〇八研究所,北京,102202

摘要:针对移动机器人对接轨迹规划中平稳性和高效性难以兼顾的问题,提出一种基于改进多目标粒子群优化的对接轨迹规划方法。首先采用五次B样条曲线构建对接轨迹模型,并采用控制点叠加排序法保证对接轨迹的单调性;然后以对接轨迹的急动度与对接时间为优化目标,建立对接轨迹多目标优化模型;进而采用混合初始化采样、自适应网格粒子筛选与种群粒子变异融合的改进多目标粒子群优化算法求解多目标轨迹规划的Pareto前沿,并通过平均评价法选取最优对接轨迹。仿真与实验结果表明,所提方法可生成兼具平稳性和高效性的对接轨迹,对接急动度不大于3.9 mm/s^3,对接时间不大于15.2 s。

关键词:轨迹规划;多目标优化;B样条曲线;粒子群算法;移动机器人对接
中图分类号:TP242.2
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.08.019 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Docking Trajectory Planning Based on Improved Multi-objective Particle Swarm Optimization for Mobile Robots

WU Xing[1*] LYU Peng[1] SHA Jinlong[2] LI Yangzhi[1] Meng Zhaoxu[2]
1.College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016
2.No. 208 Research Institute of China Ordnance Industries, Beijing, 102202

Abstract: To address the challenge of simultaneously achieving smoothness and efficiency in mobile robot docking trajectory planning, this study proposes a trajectory planning method based on an improved multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) algorithm. The docking trajectory is constructed using quintic B-spline curves, and a control point superposition and ordering strategy is applied to ensure trajectory monotonicity. A multi-objective optimization model is then established with docking jerk and docking time as the objectives. An improved MOPSO algorithm, incorporating hybrid initialization sampling, adaptive grid-based particle selection, and population mutation, is employed to solve for the Pareto front of the multi-objective trajectory planning problem, from which the optimal trajectory is selected using the mean evaluation method. Simulation and experimental results demonstrate that the proposed method can generate docking trajectories that achieve both smoothness and efficiency, with docking jerk≤3.9 mm/s^3 and docking time≤15.2 s.

Key words: trajectory planning; multi-objective optimization; B-spline curve; particle swarm optimization(PSO); mobile robot docking

0 引言

在航空航天、电力电子等复杂产品制造领域,移动机器人被广泛应用于部件运载和对接任务。面对结构复杂、公差严格的对接部件,移动机器人在轨迹规划中必须同时满足平稳性与高效性的综合要求[1]。传统的人工操作或基于固定轨道的导向对接方法已难以应对高度复杂化和自动化的装配需求,提高装配平稳性与高效性亟需依托于智能轨迹规划方法[2-3]。

为适应复杂场景下的轨迹规划需求,研究者设计了多种曲线模型用于轨迹描述[4]。崔学良等[5]设计了一种基于S形速度曲线的轨迹规划方法,实现了速度的连续过渡。ZHU等[6]在机翼与机身装配过程中,结合牛顿-欧拉法与四元数位姿建模,设计了一种基于五次多项式的轨迹算法,用于抑制姿态变化引发的结构振动。JAHAN-

收稿日期:2025-08-18
基金项目:国家自然科学基金(52475521);国防基础科研计划重点项目(JCKY2022209B001);民用航天技术预研项目(D020201);国网江苏省电力有限公司科技项目(J2025096)

POUR等[7]在并联机器人加工路径中采用NURBS曲线作为轨迹模型。荣誉等[8]采用3-5-3三次多项式建立可控的关节轨迹。相较于其他曲线模型，B样条曲线具有局部控制性强、拟合平滑、计算效率高的特点，有利于路径精细调整。CAO等[9]采用五次B样条曲线构建采摘机械臂轨迹，通过调节控制点获得了更平稳的运行过程。

轨迹规划常需权衡平稳性与高效性等多个目标，智能优化算法是实现多目标协调优化的有效手段[10-11]。王科峰等[12]提出一种结合动态选择策略与SBX-正态分布混合交叉算子的改进NSGA-II算法。LI等[13]采用广义乘子法优化S形曲线运动轨迹。刘建林等[14]使用改进樽海鞘群算法进行多目标轨迹规划。相比其他多目标优化算法，多目标粒子群优化算法(multi-objective particle swarm optimization，MOPSO)具有收敛性好、结构简单、参数少等优势[15]。LIU等[16]采用动态学习机制改进粒子群算法进行多项式轨迹优化，提高Delta机器人的运行效率。陶治同等[17]提出以效率和平稳性为双目标的MOPSO优化方法，降低隧道掘进机器人换刀操作中的姿态冲击。王桂荣等[18]提出一种多策略改进粒子群优化算法，进行机械臂时间最优轨迹规划。

MOPSO算法虽然在多目标轨迹规划中取得若干良好应用效果，但该算法仍面临种群多样性不足、解集分布不均衡、易陷入局部最优、轨迹曲线易振荡等问题。针对对接轨迹规划中平稳性和高效性难以兼顾的问题，本文提出一种融合单调B样条曲线构建与改进多目标粒子群优化的轨迹规划方法。

1 对接轨迹规划总体方案

移动机器人对接运载任务分为接近阶段与对准阶段。接近阶段旨在实现从起始位置至对接区域的大范围导航移动，如融合拓扑、栅格与度量信息的复合地图分层路径规划方法[19]。本文聚焦于移动机器人对准阶段，旨在解决对接区域内高效、平稳的精细轨迹规划，如图1所示。

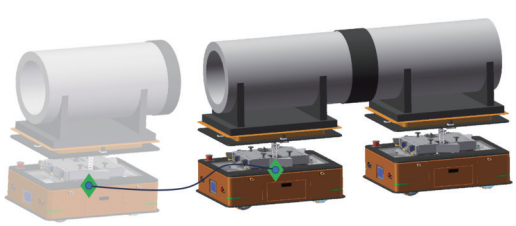


图1 移动机器人对接示意图

Fig.1 Schematic diagram of mobile robot docking

如图2所示，移动机器人对接轨迹规划总体方案包括三部分：对接轨迹建模、轨迹优化模型构建和改进多目标粒子群优化求解。在对接轨迹建模部分，通过选择曲线阶次、给定曲线起点终点、设置额外控制点构造初始B样条曲线函数，采用叠加排序法对控制点进行单调排列，获得单调B样条曲线，作为初始轨迹模型。

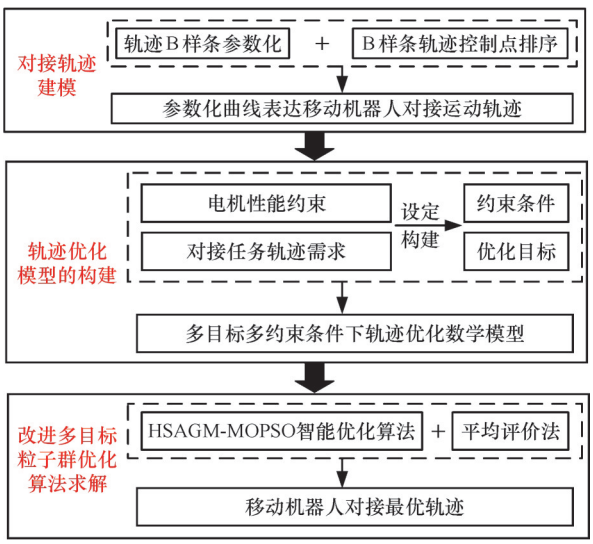


图2 移动机器人对接轨迹规划总体方案

Fig.2 General scheme for docking trajectory planning of mobile robots

在轨迹优化模型构建部分，以单调B样条曲线为待优化轨迹模型，以执行器性能及运动学极限为约束，以急动度与对接时间为优化目标，建立多目标对接轨迹优化模型。

在多目标优化求解部分，引入混合初始化采样、自适应网格粒子筛选与种群粒子变异机制，构建改进多目标粒子群优化算法(hybrid-sampling，adaptive grid and mutation-MOPSO，HSAGM-MOPSO)，对单调B样条曲线进行Pareto前沿的优化求解，获得非支配解集，计算其归一化平均评价指标，从中选取最优解作为最优对接轨迹。

2 对接轨迹建模

为实现移动机器人在对接过程中高效灵活的姿态调整，本文采用B样条曲线描述轨迹模型，并通过控制点叠加排序法保证对接轨迹在各运动方向的单调一致性，从而建立满足对接任务的初始对接轨迹模型。

2.1 B样条曲线

常用机器人轨迹规划曲线包括多项式曲线、样条曲线等[20]。多项式曲线插值存在阶次过低则加速度曲线不连续，而阶次过高则计算量大、易振荡的问题[21]。为了兼顾曲线规划的优化调整能力

与计算复杂度，本文采用B样条曲线[22]进行对接轨迹建模。

根据de Boor-Cox[23-24]递推公式，通过$m+1$个节点向量$\boldsymbol{U}=(u_0,u_1\cdots,u_m)$计算$k$次B样条的标准基函数$N_{i,k}(u)$，结合$n+1$个控制点$c_0,c_1,\cdots,c_n$可唯一确定B样条曲线的方程：

$$p(u)=\sum_{i=0}^{n}c_iN_{i,k}(u) \tag{1}$$

其中，$m=n+k+1$。在节点向量$\boldsymbol{U}$的基础上，k次B样条规范基函数$N_{i,k}(u)$为

$$\left.\begin{aligned}N_{i,0}(u)&=\begin{cases}1 & u_i\leqslant u\leqslant u_{i+1}\\0 & \text{其他}\end{cases}\\N_{i,k}(u)&=\frac{u-u_i}{u_{i+k}-u_i}N_{i,k-1}(u)+\\&\quad\frac{u_{i+k+1}-u}{u_{i+k+1}-u_{i+1}}N_{i+1,k-1}(u)\end{aligned}\right\} \tag{2}$$

对k次B样条曲线进行求导，并根据现有控制点计算出新曲线的控制点位置。通过递归算法导出k次B样条曲线的s阶导数的曲线方程：

$$p^{(s)}(u)=\sum_{i=0}^{n-s}c_i^{(s)}N_{i,k-s}(u) \tag{3}$$

其中，新控制点计算公式为

$$c_i^{(s)}=\begin{cases}c_i & s=0\\\dfrac{k-s+1}{t_{i+k+1}-t_{i+s}}(c_{i+1}^{(s-1)}-c_i^{(s-1)}) & s>0\end{cases} \tag{4}$$

为满足对接过程中移动机器人的平稳性要求，设定对接轨迹的B样条曲线阶数$k=5$。为增强轨迹在两端的可控性与光滑性，对起始与终止位姿控制点各设置3次重复。除重复的轨迹两端控制点外，额外选取5个控制点用于构建中段轨迹，从而兼顾轨迹的整体平稳性与形状特征。

2.2　保持曲线单调的控制点排序

为确保运动的平稳性，避免因往复运动而引发的振荡，需要对规划轨迹进行单调性处理。B样条曲线的轨迹趋近于控制点依次连线，其单调性可通过保证控制点各分量的单调有序来实现。本文采用控制点叠加排序法来确保轨迹的单调性。除轨迹两端的控制点外，其余控制点通过叠加相除的方式进行重新排列：

$$\left.\begin{aligned}c_i^{\rho}&=p_{\mathrm{s}}+\frac{C_i}{C_8}(p_{\mathrm{e}}-p_{\mathrm{s}}) & i&=3,4,\cdots,8\\C_i&=\sum_{n=3}^{i}p_n & i&=3,4,\cdots,8\end{aligned}\right\} \tag{5}$$

其中，p_{s}、p_{e}分别为起始点和终止点；p_n为中间控制点。

以x方向为例，在[0，100 mm]区间内生成未排序和排序控制点的B样条曲线，如图3所示。

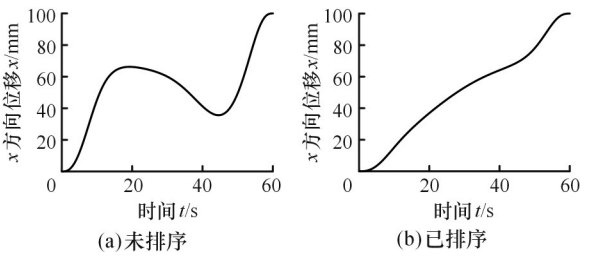


图3　控制点排序前后x方向轨迹

Fig.3　x-direction trajectories before and after control point reordering

3　轨迹优化模型的构建

为提高移动机器人对接任务的执行效率与运动平稳性，构建以执行器性能及运动学极限为约束、以急动度与对接时间为优化目标的多目标多约束轨迹优化模型。

3.1　评价函数设计

移动机器人的运动平稳性直接影响对接任务的成败[25]。急动度作为衡量加速度变化率的重要指标，能够有效反映移动机器人运动过程中的平稳性，由此将移动机器人在对接过程中各方向急动度绝对值之和的最大值设为对接轨迹的平稳性评价指标：

$$f_1(\boldsymbol{x})=\max(|j_x|+|j_y|+|j_\omega|) \tag{6}$$

式中：$|j_x|$、$|j_y|$、$|j_\omega|$分别为x方向、y方向的急动度以及角急动度。

在确保对接轨迹精度与平稳性的前提下，提高对接执行效率具有重要意义。因此，将移动机器人完成对接轨迹执行的总耗时作为执行效率评价指标：

$$f_2(x)=t_{\mathrm{f}} \tag{7}$$

3.2　约束条件设定

移动机器人对接轨迹规划必须满足执行器性能及运动学极限。轨迹起点为移动机器人接近目标的初始状态，终点为完成对接后的目标状态。为满足对接任务需求，移动机器人在起点与终点处应保持静止；同时为避免冲击，起点和终点的加速度也应为零，即其位置、速度与加速度需分别满足以下规划要求：

$$\left.\begin{aligned}p_{\mathrm{s}}&=p_{\mathrm{start}} & p_{\mathrm{e}}&=p_{\mathrm{end}}\\\dot{p}_{\mathrm{s}}&=\dot{p}_{\mathrm{e}}=0 & \ddot{p}_{\mathrm{s}}&=\ddot{p}_{\mathrm{e}}=0\end{aligned}\right\} \tag{8}$$

式中：p_{s}、p_{e}分别为所规划轨迹曲线的起始位置和终止位置；p_{start}、p_{end}分别为实际所需对接轨迹起始位置和终止位置；$\dot{p}_{\mathrm{s}}$、$\dot{p}_{\mathrm{e}}$分别为起始速度和终止速度；$\ddot{p}_{\mathrm{s}}$、$\ddot{p}_{\mathrm{e}}$分别为起始加速度和终止加速度。

并且，移动机器人运动轨迹还受限于电机执行器性能，其中，$\tau_{\max}$和$n_{\max}$分别表示驱动电机的

最大转矩和最大转速，构成执行器性能条件：

$$\left.\begin{aligned}|\tau_i|\leqslant\tau_{\max}\quad i=1,2,3,4\\|n_i|\leqslant n_{\max}\quad i=1,2,3,4\end{aligned}\right\}\tag{9}$$

综合以上评价指标与约束条件，构建多目标、多约束移动机器人对接轨迹优化模型，为对接过程提供最优的移动机器人运动轨迹：

$$\begin{aligned}&\min F(x)=(f_1(x),f_2(x))\\&\quad f_1(x)=\max(|j_x|+|j_y|+|j_\omega|)\\&\quad f_2(x)=t_{\mathrm{f}}\\&\text{s.t.}|\tau_i|\leqslant\tau_{\max}\,|a_i|\leqslant a_{\max}\quad i=1,2,3,4\\&\quad p_{\mathrm{s}}=p_{\mathrm{start}}\quad p_{\mathrm{e}}=p_{\mathrm{end}}\\&\quad \dot{p}_{\mathrm{s}}=\dot{p}_{\mathrm{e}}=0\quad \ddot{p}_{\mathrm{s}}=\ddot{p}_{\mathrm{e}}=0\end{aligned}$$

4 改进多目标粒子群优化

针对上述轨迹优化模型，提出一种改进多目标粒子群优化算法进行求解。先融合拉丁超立方采样(latin hypercube sampling，LHS)与反向学习策略(opposition-based learning，OBL)对粒子群进行多样性初始化，再引入自适应网格机制评估粒子分布密度并实现粒子筛选，同时采取种群粒子变异策略，增强该优化算法的全局探索能力与局部搜索精度。

4.1 混合初始化采样

常规粒子群算法随机初始化种群易导致粒子空间分布不均，初始搜索空间较为局限，易陷入局部最优解。为提高初始种群的多样性和广泛性，增强全局搜索能力，提出一种融合LHS与OBL的混合初始化策略，该方法分为两个阶段。

第一阶段采用LHS，在每个决策变量的取值范围内，将区间均分为若干子区间并在每个子区间内随机采样，从而获得单维度的样本集合。其次，通过对各维度的样本进行随机组合，将单维样本组合成多维种群采样点。第二阶段采用OBL，针对每个生成的多维样本$\boldsymbol{x}_i=[x_1,x_2,\cdots,x_m]$，取值上下界$[a_i,b_i]$，构造其对应的对立解$x_i'$，构建公式：

$$x_i'=a_i+b_i-x_i\quad i=1,2,\cdots,m\tag{10}$$

最后，合并初始粒子集与反向粒子集，形成最终的初始粒子群。

LHS-OBL混合采样示意图见图4，图中为融合LHS与OBL后得到的混合采样点集。由图4可见，LHS-OBL混合采样策略兼顾了种群分布的均匀性和解的多样性，有效拓展了初始解空间的探索范围，进而为优化算法提供更优的初始解空间。

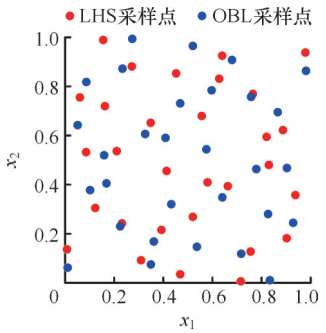


图4 LHS-OBL混合采样

Fig.4 LHS-OBL hybrid sampling

4.2 自适应网格粒子筛选

传统粒子群优化算法缺乏Pareto非支配解的有效分布控制，解集在目标空间中分布不均、覆盖性不足。为提高解集的多样性并增强优化计算的稳定性，引入自适应网格粒子筛选机制，在目标空间中构建自适应网格结构，并依据粒子网格密度进行粒子筛选。

在m维目标空间中，为每个目标维度设定初始网格数量，同时根据当前迭代中各目标函数的取值范围动态调整网格的区间宽度。在第i维上单个网格宽度d_i的计算公式为

$$d_i=\frac{\max f_i(x)-\min f_i(x)}{K_i}\tag{11}$$

式中：$\max f_i(x)$、$\min f_i(x)$分别为第i维目标函数的最大值和最小值；K_i为第i维目标空间的划分数；x为决策变量。

定义$F_i^{\max}=\max f_i(x)$，$F_i^{\min}=\min f_i(x)$，$i=1,2,\cdots,m$。设在某次迭代完成后产生了新粒子$\boldsymbol{a}=(a_1,a_2,\cdots,a_m)$。基于目标空间内各目标函数的最大值和最小值求出各维空间网格的宽度，从而得到新粒子$\boldsymbol{a}$在目标空间网格划分后的具体位置，计算公式如下：

$$a_i^{\mathrm{grid}}=floor\left(\frac{a_i-F_i^{\min}}{d_i}\right)+1\quad i=1,2,\cdots,m\tag{12}$$

式中：$floor()$为向下取整函数。

每次迭代完成后，根据自适应网格在m维目标空间中划分非支配解，得到非支配解粒子对应的网格坐标$(a_1^{\mathrm{grid}},a_2^{\mathrm{grid}},\cdots,a_m^{\mathrm{grid}})$，图5所示为二维空间的自适应网格构建和粒子密度估计。

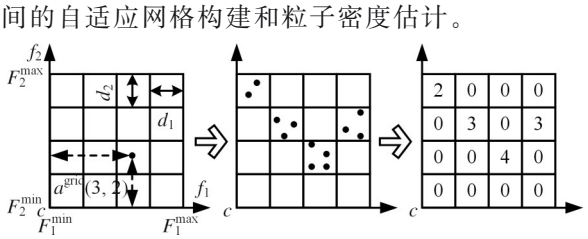


图5 自适应网格构建和粒子密度估计

Fig.5 Adaptive grid construction and particle density estimation

算法引入外部存储器，用于存储迭代过程中产生的Pareto非支配解。当外部存储器中的解数量未超过设定的最大容量时，直接将新产生的Pareto解加入。当解数量超出最大容量时，采取基于网格密度的轮盘赌选择策略，在高密度解区域中删除解个体。首先统计各网格中的解数量ρ_j，并依据解数量定义该网格选择概率：

$$P_j=\rho_j/\sum_{k=1}^{n_{\text{grid}}}\rho_k \qquad j=1,2,\cdots,n_{\text{grid}} \tag{13}$$

式中：n_{grid}为网格总数。

根据选择概率分布，在所有网格范围内选取该次删除操作的网格，随后在该单元内部随机选取删除粒子。不断重复此过程，直至达到外部存储器最大容量。

该剔除机制通过在多维网格空间下分配删除概率，并在网格局部单元内实施随机选择删除，实现了解集分布的均衡化。由此得到的Pareto前沿能够覆盖更广的搜索区域，保持较高的解集多样性和均匀性，并在全局搜索能力与收敛稳定性之间取得平衡。

4.3　种群粒子变异

传统粒子群优化算法虽有较快的收敛速度，但易过早陷入伪Pareto前沿，影响解的全局最优性。固定变异率难以根据优化进程进行灵活调整。为此，引入种群粒子变异机制：在初始阶段，所有粒子有较高概率受到变异算子的影响，增强种群的多样性并提高全局探索能力；随着迭代的推进，变异算子的影响逐步减弱，在后期阶段强化局部搜索能力，提高收敛精度。其具体机制如下：

根据当前迭代次数I与总迭代次数$I_{\max}$计算自适应变异率：

$$p_{\text{m}}=\left(1-\frac{I-1}{I_{\max}-1}\right)^{1/\mu} \qquad \mu\in(0,1) \tag{14}$$

式中：p_{m}为自适应变异率；μ为变异因子，取值范围为(0,1)。

图6为不同变异控制因子下p_{m}变化曲线，图7为不同变异控制因子下粒子适应度变化曲线。由图6和图7可见，随着μ的增大，自适应变异率逐渐趋于线性，且粒子收敛速度变慢。本文μ取0.1，变异率具有较好的自适应性，同时解集具有较好的收敛性。

当变异操作发生时，从当前粒子位置$x\in\mathbf{R}_n$中任选一个维度i进行扰动，计算该维度的最大扰动幅度$\Delta x_i=p_m(VarMax_i-VarMin_i)$，$VarMax_i$、$VarMin_i$分别为维度$i$的最大值和最小值，随后在区间$[x_i-\Delta x_i,x_i+\Delta x_i]$内均匀采样

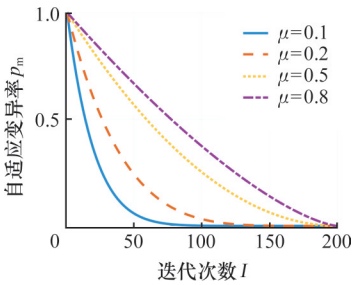


图6　自适应变异率变化曲线

Fig.6　Adaptive mutation rate variation curve

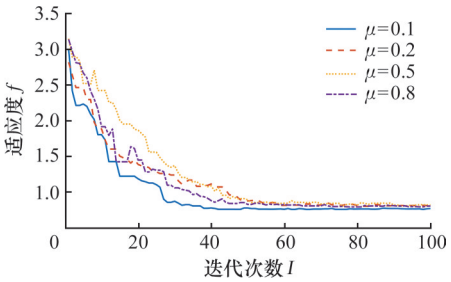


图7　粒子适应度变化曲线

Fig.7　Particle fitness variation curve

得到一个新值，继而得到维度i更新后的坐标：

$$x_i'=rand\left[\max(x_i-\Delta x_i,VarMin_i),\min(x_i+\Delta x_i,VarMax_i)\right] \tag{15}$$

其余维度保持不变，最终构成新的粒子位置x'。当迭代次数较小时，变异概率大，扰动幅度大，粒子在整个决策空间内进行较大范围变异；随着迭代次数的增加，变异概率逐渐变小，扰动幅度变小，变异操作逐渐聚焦于局部。

该粒子变异机制通过引导粒子在决策空间内的扰动，防止种群在早期陷入局部最优，增强粒子在目标空间的探索性，有效提高解集的多样性。

4.4　最优轨迹的选择

为获得最优轨迹，采用平均评价法对所有Pareto非支配解进行综合评估，选取δ为最小值的对应解作为最优解，其公式如下：

$$\delta=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\frac{f_i(x)-f_i(x)_{\min}}{f_i(x)_{\max}-f_i(x)_{\min}} \tag{16}$$

式中：m为目标函数的个数；$f_i(x)_{\max}$、$f_i(x)_{\min}$分别为第i个目标函数的最大值和最小值。

根据计算得到的最优参数进行轨迹规划，保证对接轨迹的平稳性和高效性。

该改进多目标粒子群优化算法流程如图8所示。在初始化阶段，融合拉丁超立方采样(LHS)与反向学习(OBL)进行种群粒子的初始化，采用多指标评价粒子并将Pareto非支配解存入外部存储器rep集，并在目标空间中构建自适应网格结构。在算法迭代阶段，根据自适应网格的拥挤度信息选择全局最优粒子gbest，更新各粒子的位置与速度，并对种群粒子施加随机变异；然后对粒子

进行适应度评价并更新个体最优pbest，依据支配关系更新rep集并同步调整自适应网格。当rep集规模超过设定阈值时，依据网格拥挤度剔除多余解。迭代过程中持续判断是否达到最大迭代次数或满足优化终止条件，若条件成立，则从rep集中提取Pareto非支配解集作为最终的最优解。

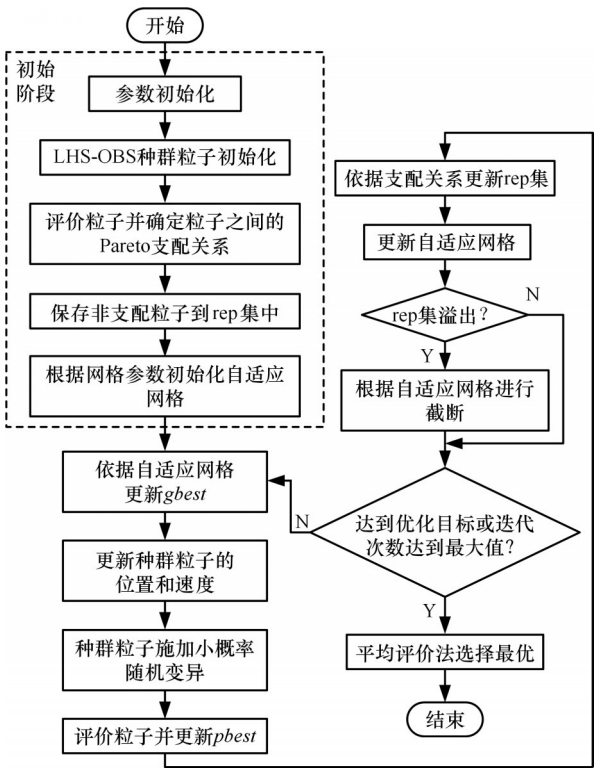


图8 HSAGM-MOSPO多目标优化流程

Fig.8 Flowchart of the HSAGM-MOPSO multi-objective optimization process

5 对接轨迹规划仿真与实验

5.1 标准数据集仿真

为验证本文所提的改进多目标粒子群优化算法(HSAGM-MOPSO)的有效性，以传统多目标粒子群算法(MOPSO)、改进自适应多目标粒子群算法(IAMOPSO)[26]、非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅱ)[27]为对比算法，以ZDT(Zitzler-Deb-Thiele)标准数据集为评估对象。

NSGA-Ⅱ算法具有良好的收敛性和多样性，MOPSO算法结构简洁、收敛性好，IAMOPSO算法引入自适应权重和非线性变异算子，具有较强的全局搜索能力和局部收敛精度，以上述三种算法作为本文算法的对比算法具有较好的代表性。

ZDT数据集用于评估多目标优化算法性能，包含不同特性的多目标优化问题，能够在不同优化情境下验证算法的有效性。在本文的对比实验中，选取ZDT1、ZDT2和ZDT3作为测试函数。其中，ZDT1验证算法在简单优化情境下的收敛性和全局探索能力；ZDT2测试算法在处理复杂约束和非线性目标函数时的能力；ZDT3则考察算法在处理具有局部极值和不连续Pareto前沿时的表现，从而有效评估所有算法处理不同复杂性多目标优化问题的性能。各种算法的参数设置如表1所示。

表1 算法参数设置

Tab.1 Parameter settings for each algorithm

算法	HSAGM-MOPSO	MOPSO	NSGA-Ⅱ	IAMOPSO
种群规模	200	200	200	200
迭代次数	500	500	500	500
外部档案库大小	200	200	200	200
惯性权重衰减系数	0.95	0.95		0.95
交叉率			0.4	
变异率	0.1		0.1	0.1

每个测试问题独立运行30次。图9～图11所示分别为四种算法在ZDT1、ZDT2和ZDT3数据集上生成的Pareto前沿解集。由Pareto前沿的对

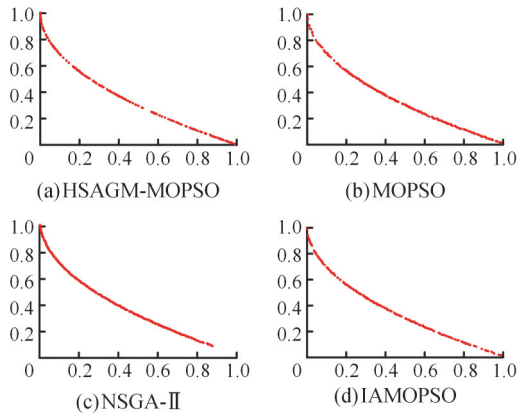


图9 ZDT1测试函数Pareto前沿对比

Fig.9 Comparison of Pareto fronts on ZDT1 test functions

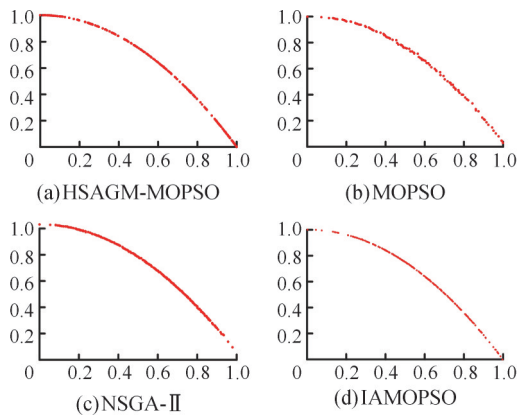


图10 ZDT2测试函数Pareto前沿对比

Fig.10 Comparison of Pareto fronts on ZDT2 test functions

比可见，HSAGM-MOPSO相较于其他算法具有更好的收敛性，所获得的解在目标空间中更接近理论Pareto前沿，同时该算法覆盖了更广的前沿区域，Pareto解具有更好的多样性。值得注意的是，在图11中，NSGA-II只能获得4组前沿区域，而其他两种算法获得的第5组前沿区域也不完全。

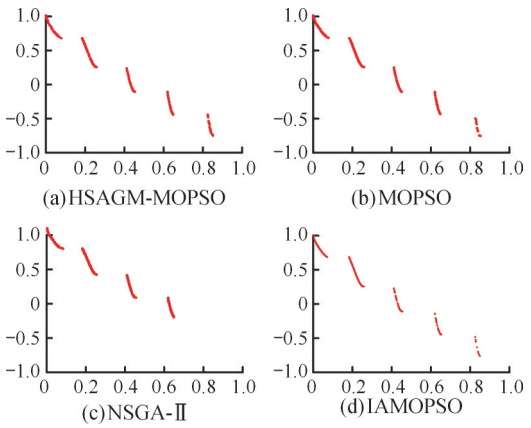


图11　ZDT3测试函数Pareto前沿对比

Fig.11　Comparison of Pareto fronts on ZDT3 test functions

为定量评价四种算法的性能，选取了三种评价指标：世代距离(generational distance，GD)、均匀性(spacing，SP)和超体积(hypervolume，HV)，分别表征算法的收敛性、解集的多样性与分布均匀性。在上述三个典型测试函数上进行四种算法的性能对比，如表2～表4所示。

表2　ZDT1问题各指标对比

Tab.2　Comparison of performance metrics on ZDT1 problems

算法	GD	SP	HV
HSAGM-MOPSO	0.0048	0.0040	0.6592
MOPSO	0.0129	0.0051	0.6461
NSGA-Ⅱ	0.0310	0.0041	0.6307
IAMOPSO	0.0083	0.0047	0.6527

表3　ZDT2问题各指标对比

Tab.3　Comparison of performance metrics on ZDT2 problems

算法	GD	SP	HV
HSAGM-MOPSO	0.0046	0.0043	0.3269
MOPSO	0.0068	0.0063	0.3133
NSGA-Ⅱ	0.0233	0.0061	0.2976
IAMOPSO	0.0054	0.0059	0.3262

实验结果表明，HSAGM-MOPSO在收敛性(通过世代距离GD表征)方面表现突出，在ZDT1问题上相较于其他算法的GD值分别降低了62.8%、84.5%和42.2%；在ZDT2和ZDT3问题上也分别取得32.4%、80.3%和14.8%，9.4%、85.9%和3.6%的降幅，这表明其解集能更有效地逼近理论Pareto前沿。

表4　ZDT3问题各指标对比

Tab.4　Comparison of performance metrics on ZDT3 problems

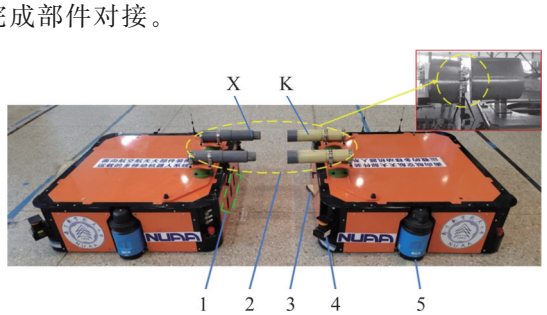
算法	GD	SP	HV
HSAGM-MOPSO	0.0106	0.0058	1.0187
MOPSO	0.0117	0.0071	1.0168
NSGA-Ⅱ	0.0751	0.0056	0.8987
IAMOPSO	0.0110	0.0069	1.0188

在解集分布的均匀性方面，HSAGM-MOPSO算法在ZDT1和ZDT2上均显著优于对比算法，展示出良好的解集多样性与分布一致性。在超体积(HV)指标上，HSAGM-MOPSO算法在三组测试中均有所提高，进一步验证了其在收敛性与多样性上的整体优势。

总体而言，HSAGM-MOPSO在算法收敛性、均匀性和多样性方面均表现出更优的性能，验证了其在多目标优化问题中的优势。

5.2　对接轨迹规划实验

本文使用两台移动机器人搭载模拟件进行孔-销对接实验，如图12所示。其中，搭载孔部件的机器人为主机器人，在实验中保持静止；搭载销部件的机器人为从机器人，通过轨迹规划与跟踪控制完成对接任务。采用对接定位系统测得从机器人在主机器人坐标系下的相对位置，从机器人需要从初始位姿点(1188.25 mm，61.96 mm，4.72°)移动至目标位姿点(1105 mm，0 mm，0°)以完成部件对接。



1. 激光传感器阵列　2. 对接模拟件(K. 对接孔　X. 对接销)　3. 定位标识　4. 感知激光雷达　5. 辅助激光雷达

图12　孔-销对接轨迹规划样机

Fig.12　Prototype for hole-and-pin docking trajectory planning

为实现对接轨迹的连续性与可调性，采用五次单调B样条曲线对机器人进行轨迹规划建模。设定起始和终止控制点重复3次，通过控制额外5组控制点的位置调整轨迹的形状和平滑度。以执行器性能及运动学极限设定约束条件，建立平稳

性和高效性的多目标优化模型。将IAMOPSO、MOPSO、NSGA-Ⅱ作为HSAGM-MOPSO的对比算法，对轨迹优化模型进行迭代求解并对比三种算法的实际性能。算法参数设置同表1，经过500次迭代后，求解的Pareto非支配解前沿如图13所示。

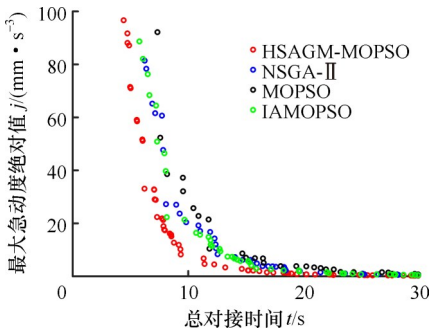


图13 Pareto非支配解前沿

Fig.13 Pareto front of the non-dominated solution set

由图13可见，HSAGM-MOPSO算法的非支配解更接近Pareto前沿，解集的收敛性和多样性更好。采用平均评价法对所有非支配解进行综合评估，选取最小评价值δ的对应解作为最优解，并依据计算得到的最优参数进行轨迹规划。三种算法以最优解建立的对接轨迹参数如表5所示。

表5 对接轨迹参数对比

Tab.5 Parameter comparison of docking trajectory

算法	对接时间/s	最大加速度/(mm·s^{-2})	最大急动度/(mm·s^{-3})
HSAGM-MOPSO	15.17	3.45	3.88
MOPSO	15.42	5.10	6.79
NSGA-Ⅱ	19.35	3.53	3.84
IAMOPSO	14.52	4.51	5.79

由表5可见，HSAGM-MOPSO相比其他算法更好地平衡了对接时间与最大加速度和最大急动度指标。该最优轨迹对应的对接时间为15.17 s，运动过程中最大加速度为3.45 m/s^2，最大急动度为3.88 m/s^3。

HSAGM-MOPSO所规划的最优对接运动轨迹如图14所示，其中，沿x轴和y轴两方向的位移以及绕z轴转动的轨迹分量如图15所示。

如图14和图15所示，单调B样条轨迹在轨迹建模中具有良好的活性与局部可调性。所规划的对接轨迹在整体上呈现较好的单调性与连续性，在起点与终点处均实现了平稳过渡，有效避免了移动机器人的速度突变，减少了不必要的能量消耗，不仅保证了对接精度，而且提高了机器人运行的平稳性与对接效率。

为进一步分析该对接轨迹的动态特性，对其

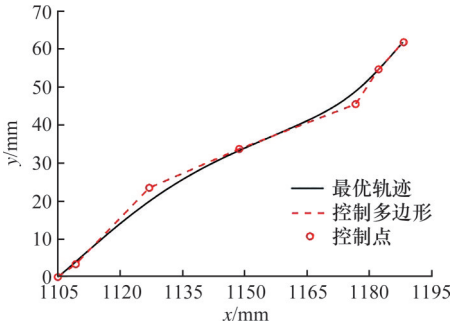


图14 最优规划轨迹

Fig.14 Optimized planned trajectory

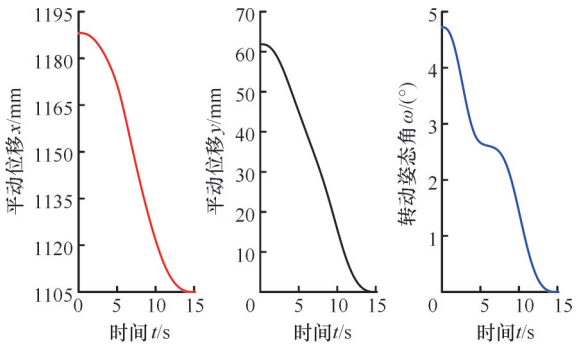


图15 位姿分量轨迹

Fig.15 Trajectories of pose components

进行一阶、二阶与三阶导数的计算，分别得到对接运动过程中的速度、加速度与急动度变化轨迹，结果如图16所示。

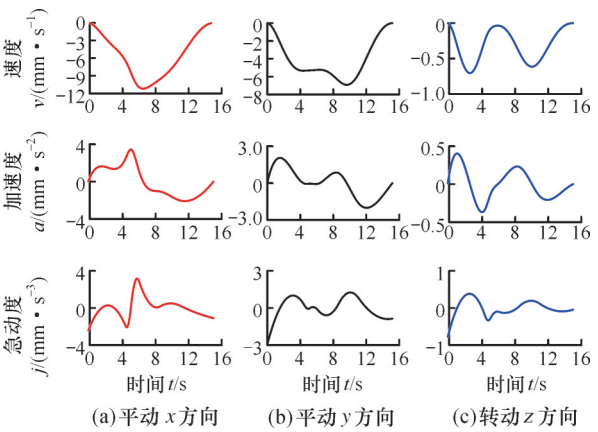


图16 最优轨迹速度、加速度和急动度轨迹

Fig.16 Velocity, acceleration, and jerk profiles of the optimal trajectory

图16中，在起始点与目标点处各方向的速度与加速度均为零，各方向的最大速度未超过12 mm/s，最大急动度不超过4 mm/s^3，这表明对接轨迹整体运行平稳，各方向运动参数变化均处于合理范围，可有效避免运载部件在移动机器人对接过程中的振动与冲击风险。

图17所示为移动机器人在对接过程中沿规划轨迹运行的典型过程。



(a)对接初始状态



(b)对接中间状态



(c)对接结束状态

图 17　移动机器人对接过程

Fig.17　Docking process of the mobile robot

6　结语

针对移动机器人对接场景，本文提出一种基于改进多目标粒子群优化的对接轨迹规划方法。创新点和主要贡献如下：

1)构建基于单调排序B样条曲线的对接轨迹模型，避免对接轨迹振荡问题。

2)以对接轨迹急动度和对接时间为优化目标，以对接运动为约束，建立对接轨迹多目标优化模型。

3)提出一种改进的多目标粒子群优化算法，通过引入混合初始化采样、自适应网格粒子筛选与种群粒子变异机制，增强了粒子群的多样性，提高了粒子群优化算法的全局搜索能力与收敛稳定性。

4)完成标准测试函数与实际对接任务的实验验证，结果表明所提方法在提升轨迹平稳性与对接效率方面具有显著优势，有利于保证移动机器人对接操作的精确、平稳、高效。

参考文献：

[1] 赵欢，葛东升，罗来臻，等. 大型构件自动化柔性对接装配技术综述[J]. 机械工程学报，2023，59(14)：277-297.
ZHAO Huan，GE Dongsheng，LUO Laizhen，et al. Survey of Automated Flexible Docking Assembly Technology for Large-scale Components[J]. Journal of Mechanical Engineering，2023，59(14)：277-297.

[2] 杜兆才，邹方. 多机器人协调操作系统实现飞机大型部件对接的轨迹规划[J]. 航空制造技术，2009，52(24)：88-91.
DU Zhaocai，ZOU Fang. Trajectory Planning of Large Part Merging with a Multi-robot Coordinated Manipulation System [J]. Aeronautical Manufacturing Technology，2009，52(24)：88-91.

[3] 牛启臣，张弓，张功学，等. 多机器人轨迹规划研究综述及发展趋势[J]. 机床与液压，2021，49(12)：184-189.
NIU Qichen，ZHANG Gong，ZHANG Gongxue，et al. Review and Development Trend of Multi-robot Trajectory Planning[J]. Machine Tool & Hydraulics，2021，49(12)：184-189.

[4] GAO Mingyu，CHEN Da，YANG Yuxiang，et al. A Fixed-distance Planning Algorithm for 6-DOF Manipulators[J]. Industrial Robot，2015，42(6)：586-599.

[5] 崔学良，韩先国，陈五一. 大尺寸弱刚性构件对接装配系统轨迹规划[J]. 计算机集成制造系统，2011，17(5)：908-914.
CUI Xueliang，HAN Xianguo，CHEN Wuyi. Trajectory Planning for a Large Scale Weak Rigid Component Docking Assembling System[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems，2011，17(5)：908-914.

[6] ZHU Yongguo，HUANG Xiang，FANG Wei，et al. Trajectory Planning Algorithm Based on Quaternion for 6-DOF Aircraft Wing Automatic Position and Pose Adjustment Method[J]. Chinese Journal of Aeronautics，2010，23(6)：707-714.

[7] JAHANPOUR J，MOTALLEBI M，PORGHOVEH M. A Novel Trajectory Planning Scheme for Parallel Machining Robots Enhanced with NURBS Curves[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems，2016，82(2)：257-275.

[8] 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.

[9] CAO Xiaoman，YAN Hansheng，HUANG Zhengyan，et al. A Multi-objective Particle Swarm Optimization for Trajectory Planning of Fruit Picking Manipulator [J]. Agronomy，2021，11(11)：2286.

[10] 訾斌，徐锋，唐锴，等. 基于机器视觉的喷涂机器人轨迹规划与涂装质量检测研究综述[J]. 控制与决策，2023，38(1)：1-21.
ZI Bin，XU Feng，TANG Kai，et al. Trajectory Planning for Spray-painting Robot and Quality Detection of Paint Film Based on Machine Vision：a Review[J]. Control and Decision，2023，38(1)：1-21.

[11] 王伟，徐泽铨. 基于多目标约束的机器人复杂轨迹优化方法[J]. 农业机械学报，2023，54(11)：431-439.
WANG Wei，XU Zequan. Multi-objectives Optimization-based Method for Complex Trajectory Planning of Manipulators[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(11)：431-439.

[12] 王科峰，张彦斌，黄建伟. 基于改进NSGA-Ⅱ算法的机械臂多目标轨迹规划[J]. 中国工程机械学报，2023，21(3)：215-220.
WANG Kefeng，ZHANG Yanbin，HUANG Jianwei. Multi-objective Trajectory Planning of Manipulator Based

on Improved NSGA-Ⅱ Algorithm[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2023, 21(3): 215-220.
[13] LI Shuanggao, CHU Wenmin, HUANG Xiang, et al. Trajectory Planning Method for Docking of Large Aircraft Components [J]. Robotic Intelligence and Automation, 2023, 43(3): 235-253.
[14] 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.
[15] 金光，李若琪，郑强仁. 基于改进MOPSO和多目标的SCARA并联机器人的食品分拣轨迹优化[J]. 食品与机械，2025，41(8)：85-92.
JIN Guang, LI Ruoqi, ZHENG Qiangren. Trajectory Optimization for Food Sorting Based on Improved MOPSO and Multi-objective SCARA Parallel Robots[J]. Food and Machinery, 2025, 41(8): 85-92.
[16] LIU Cheng, CAO Guohua, QU Yongyin, et al. An Improved PSO Algorithm for Time-optimal Trajectory Planning of Delta Robot in Intelligent Packaging[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 107(3): 1091-1099.
[17] 陶治同，陶建峰，覃程锦，等. 基于时间冲击最优的TBM换刀机器人轨迹规划[J]. 浙江大学学报(工学版)，2023，57(1)：1-9.
TAO Zhitong, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, et al. Trajectory Planning of TBM Disc Cutter Changing Robot Based on Time-jerk Optimization[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(1): 1-9.
[18] 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.
[19] 武星，杨俊杰，汤凯，等. 面向复合地图的移动机器人分层路径规划[J]. 中国机械工程，2023，34(5)：563-575.
WU Xing, YANG Junjie, TANG Kai, et al. Hierarchical Path Planning for Mobile Robots Based on Hybrid Map[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(5): 563-575.
[20] 李黎，尚俊云，冯艳丽，等. 关节型工业机器人轨迹规划研究综述[J]. 计算机工程与应用，2018，54(5)：36-50.
LI Li, SHANG Junyun, FENG Yanli, et al. Research of Trajectory Planning for Articulated Industrial Robot: a Review[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(5): 36-50.
[21] 龙樟，李显涛，帅涛，等. 工业机器人轨迹规划研究现状综述[J]. 机械科学与技术，2021，40(6)：853-862.
LONG Zhang, LI Xiantao, SHUAI Tao, et al. Review of Research State of Trajectory Planning for Industrial Robots [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(6): 853-862.
[22] 周辰昊，刘中华，吴新烨. 基于5阶B样条的避障泊车路径规划[J]. 厦门大学学报(自然科学版)，2024，63(4)：670-678.
ZHOU Chenhao, LIU Zhonghua, WU Xinye. Obstacle Avoidance Parking Path Planning Based on 5th Order B-spline [J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2024, 63(4): 670-678.
[23] de BOOR C. On Calculating with B-splines[J]. Journal of Approximation Theory, 1972, 6(1): 50-62.
[24] COX M G. The Numerical Evaluation of B-Splines[J]. IMA Journal of Applied Mathematics, 1972, 10(2): 134-149.
[25] 陈栋. 舱段对接并联机构的轨迹规划及运动控制技术[D]. 武汉：华中科技大学，2020.
CHEN Dong. Trajectory Planning and Motion Control Technology of Cabin Docking Parallel Mechanism [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.
[26] 左国玉，李宓，郑榜贵. 基于改进自适应多目标粒子群算法的机械臂最优轨迹规划方法[J]. 实验技术与管理，2024，41(3)：184-191.
ZUO Guoyu, LI Mi, ZHENG Banggui. Optimal Trajectory Planning for Robotic Arms Based on an Improved Adaptive Multiobjective Particle Swarm Algorithm[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41 (3): 184-191.
[27] 党旭，刘涛，闫敏，等. 变截面涡旋盘精密铣削参数多目标优化[J]. 中国机械工程，2025，36(12)：2854-2861.
DANG Xu, LIU Tao, YAN Min, et al. Multi-objective Optimization of Precision Milling Parameters for Variable Cross-section Scrolls[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(12): 2854-2861.

（编辑 陈 勇）

作者简介：武 星*（通信作者），男，1982年生，研究员、博士研究生导师。研究方向为移动机器人感知定位与导航控制。E-mail：wustar5353@nuaa.edu.cn。

本文引用格式：
武星，吕鹏，沙金龙，等. 基于改进多目标粒子群优化的移动机器人对接轨迹规划[J]. 中国机械工程，2026，37(8)：1999-2008.
WU Xing, LYU Peng, SHA Jinlong, et al. Docking Trajectory Planning Based on Improved Multi-objective Particle Swarm Optimization for Mobile Robots[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(8): 1999-2008.