

基于多目标约束的机器人复杂轨迹优化方法

王伟^{1,2} 徐泽铨¹

(1. 浙江理工大学机械工程学院, 杭州 310018; 2. 浙江大学流体动力与机电系统国家重点实验室, 杭州 310027)

摘要: 工业及农业领域存在诸多复杂场景, 使得机器人常面临由大量非连续离散局部路径组成的复杂轨迹, 合理的运动规划是机器人实现预期作业目标的首要基础。本文提出一种基于非支配遗传算法 (Non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II) 的多目标综合优化方法, 算法基于个体的相互支配关系进行分层并引入“拥挤度”指标来表征个体间的差异性, 从而为保持遗传过程的种群多样性提供了有力支撑。同时建立了机器人运动学模型并构造了缩短机器人空载路程、运动时间及关节冲击的路径序列优化函数, 并在笛卡尔空间与关节空间进行了高阶样条拟合与插值规划, 显著提升了空间轨迹的光顺性及几何特性。基于 NSGA-II 生成空间 Pareto 最优前沿解集, 解决了机器人运动时间短、关节冲击小、任务路径优等约束下的多目标优化问题。优化后机器人运动路径长度缩减 74%, 作业效率提升 33.44%, 关节稳定性平均可增强 50.97%, 通过仿真与实验, 验证了算法在改善机器人运动效率、连续性和非突变性等方面具有显著效果。

关键词: 串联机器人; 复杂轨迹; NSGA-II; 多目标优化

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)11-0431-09

OSID:



Multi-objectives Optimization-based Method for Complex Trajectory Planning of Manipulators

WANG Wei^{1,2} XU Zequan¹

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. State Key Laboratory of Fluid Power and Mechatronic Systems, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In both industrial and agricultural sectors, robots frequently encounter complex scenarios that consist of numerous discontinuous and discrete local paths, forming challenging trajectories. Rational motion planning serves as the primary foundation for robots to achieve their expected operational goals. A multi-objective comprehensive optimization method was proposed based on the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II). The algorithm operated on the principle of hierarchical sorting based on the dominance relationship between individuals, and introduced a “crowding distance” index to characterize the diversity between individuals, thereby providing robust support for maintaining population diversity during the genetic process. Simultaneously, a kinematic model of the robot was established, and a path sequence optimization function was constructed to reduce the robot’s unloaded travel distance, motion time, and joint impact. Higher-order spline fitting and interpolation planning were implemented in Cartesian and joint spaces, significantly enhancing the smoothness and geometric characteristics of the spatial trajectory. The main contribution lied in generating a spatial Pareto optimal frontier solution set based on NSGA-II, which effectively solved the multi-objective optimization problem under constraints such as short robot motion time, small joint impact, and optimal task path. After optimization, the robot’s travel path length was reduced by 74%, operational efficiency was improved by 33.44%, and joint stability was enhanced by an average of 50.97%. Through simulation and experimentation, the algorithm’s significant effectiveness in improving robot motion efficiency, continuity, and non-mutability was verified.

Key words: serial manipulators; complex trajectory; NSGA-II; multi-objectives optimization

收稿日期: 2023-06-21 修回日期: 2023-08-14

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LQ22E050022)、国家自然科学基金项目(52175032)和浙江省“尖兵领雁”重点项目(2023C01180、2022C01101)

作者简介: 王伟(1991—), 男, 副教授, 博士, 主要从事机器人轨迹规划及运动控制技术研究, E-mail: wangw@zstu.edu.cn

0 引言

串联机器人具有工作空间范围广、运动节拍快、自由度多、灵敏性强等优点而广泛运用于诸多工业及农业领域^[1-3]。机器人的空间运动可分为点到点(point-to-point)和沿特定轨迹跟踪两类^[4],其中点到点主要应用在重复性任务中,如码垛分拣、物品抓取、果蔬采摘等。而对轨迹形状有特殊要求的场景,如汽车车身焊接与喷涂等,主要基于机器人的路径跟踪。针对上述两类场景,轨迹规划主要解决机器人在满足一定约束(时间^[5]、能耗^[6]、冲击^[6]或避障^[7])下,合理地生成任务所需的一系列时间动作序列的问题。

王曦等^[8]针对并联机器人的分拣码垛,在关节空间采用遗传算法(Genetic algorithm, GA)进行了点对点的轨迹规划。刘雁飞等^[9]提出了一种基于双层编码的遗传算法,降低了搜索复杂度并用于解决避障问题。WANG等^[10]以运动时间、能耗和关节力矩突变为优化目标,提出一种混合遗传方法,构造了帕累托最优前沿解集并用于7自由度的混联机器人末端轨迹规划。GUL等^[11]结合粒子群算法(Particle swarm optimization algorithm, PSO)和灰狼优化策略(Grey wolf optimizer, GWO),对机器人的避障和最低能耗运动问题进行了研究,算法主要适用于二维平面空间。

相较于传统遗传算法,基于非支配关系排序的改进遗传方法(Non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)在保证种群多样性的同时,利用分层思想和拥挤度排序策略,加快了算法收敛速度,在多目标优化领域得到了广泛应用^[12]。

针对二连杆机器人的避障、能耗及轨迹光顺性多目标优化, HUANG等^[13]利用NSGA-II进行了分析计算。WANG等^[14]针对手术机器人构型设计,以扩大机械臂在特定区域的运动范围及减少杆件碰撞为目标,提出一种尺寸综合方法。SINGH等^[15]提出一种通过优化节点路径的多目标优化算法,解决了无人机在运动过程中飞行和数据传输能量消耗最小化问题。YANG等^[16]通过在NSGA-II优化过程中引入Kriging模型,提高了机器人焊接多工艺参数的优化效率,显著提升了焊接稳定性和焊接头的质量。SHI等^[17]通过建立PUMA560机器人模型,利用NSGA-II和粒子群算法,研究了考虑能耗、冲击及运动时间约束下的轨迹最优问题。SUN等^[18]利用七次多项式及NSGA-II优化了跟踪仪在三维空间中的运动轨迹,考虑的约束主要包括跟随机构的运动效率、加速度及加加速度冲击。

随着研究场景的复杂化和非结构化,高维空间下多目标(≥ 3 个)同步优化的需求愈加强烈。基于参考点选择的NSGA-III算法被逐步推广使用,相较于NSGA-II,尽管新一代算法在算法复杂度方面有所增加,但在计算鲁棒性、多样性保持及高维空间快速搜索的能力更强,如温室大棚内农药精准喷洒机器人作业^[19]、复杂电力系统的优化调度^[20]、大规模数据深度挖掘^[21]等。

现有的机器人轨迹规划主要聚焦在以下方面:根据零部件的形貌特征自动提取生成笛卡尔空间任务路径。基于多项式(三次、五次或七次)、样条曲线^[4,22](Bezier、B样条、NURBS)或其他混合曲线(Blend、S形曲线)进行任务空间或关节空间的插值。考虑运动时间、路径距离、关节能耗或冲击等约束进行轨迹优化。针对存在大量非连续离散局部路径的复杂轨迹,则较少考虑如何生成最优运动序列以缩短机器人空载距离,同时多以点到点模式进行空间插值,优化的目标也相对单一,从而难以改善整体轨迹的适应性,甚至存在加加速度(jerk)尖点或阶跃现象,引起系统振动和冲击。

本文综合考虑机器人笛卡尔空间与关节空间的多种耦合约束(运动时间、路径长度及轨迹光顺性),针对多离散路径的复杂轨迹,提出一种基于非支配遗传算法(NSGA-II)的多目标优化方法。首先进行路径的最优序列规划,缩短机器人空程路径长度,以减少无效运动时间。建立机器人正逆运动学模型,并考虑机械本体的关节物理极限约束,在笛卡尔空间采用三次多项式拟合插值,在关节空间采用七次B样条插值拟合方法,以期通过综合优化提升运动轨迹的光顺性、连续性和平稳性。

1 机器人运动学建模

1.1 连杆坐标系

多自由度连杆机器人,其任意空间相邻连杆之间的变换关系如图1所示。

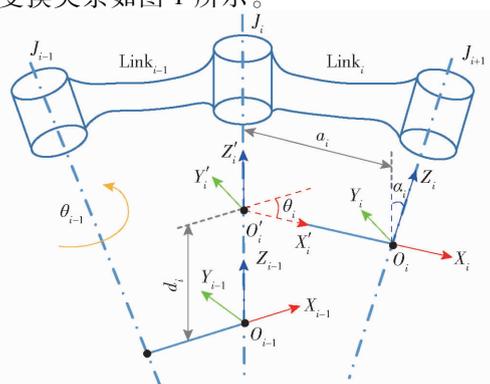


图1 相邻连杆坐标系变换关系

Fig. 1 Transformation relationship between adjacent frames

其连杆之间的相对位置关系可通过一个 4×4 矩阵描述^[23]为

$$A_i^{i-1} = \begin{bmatrix} C\theta_i & -S\theta_i C\alpha_i & S\theta_i S\alpha_i & a_i C\theta_i \\ S\theta_i & C\theta_i C\alpha_i & -C\theta_i S\alpha_i & a_i S\theta_i \\ 0 & S\alpha_i & C\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 a_i ——连杆长度
 d_i ——连杆偏距
 α_i ——连杆扭转角
 θ_i ——关节转角

其中 C 为余弦函数、 S 为正弦函数。

1.2 正向运动学模型

针对 6 自由度串联型机器人,采用 D-H (Denavit and Hartenberg)建模方法对如图 2 所示的 Jaka 机器人建立了完整的运动学模型。

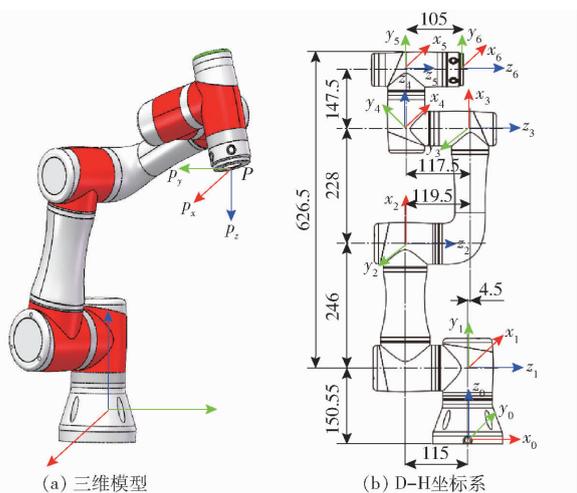


图 2 串联机器人

Fig. 2 Serial manipulator

根据 D-H 建模方法,相应的 D-H 连杆参数如表 1 所示。

表 1 机器人 D-H 参数

Tab. 1 D-H parameters of manipulator

关节	连杆长度/mm	连杆偏距/mm	连杆扭转角/(°)	关节转角	初始角度/(°)
1	0	151.0	90	θ_1	90
2	246	-115.0	0	θ_2	90
3	228	119.5	0	θ_3	0
4	0	-117.5	-90	θ_4	-90
5	0	117.5	-90	θ_5	0
6	0	105.0	0	θ_6	0

通过机器人连杆坐标,可以得到其末端点在基坐标系中的位姿矩阵为

$$T = A_n^0 = \prod_{i=1}^n A_i^{i-1} = \begin{bmatrix} R & P \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 $P = [P_x \ P_y \ P_z]$

式中 R ——机器人末端法兰盘中心在基坐标系中的姿态矩阵

P ——位置矢量

2 基于高阶样条曲线的光顺轨迹规划方法

对于喷涂、焊接、绘画等场景需要全过程控制机器人沿期望路径运动,轨迹的高阶光顺特性对机器人运动的稳定性具有重要影响,而样条曲线具有良好的局部支撑性和几何特性^[2]。本文综合考虑复杂轨迹的笛卡尔空间约束和关节空间的连续性规划需求,分别采用三次样条和七次 B 样条进行插值,并进行多目标约束的综合规划。

2.1 基于分段多项式的笛卡尔空间轨迹规划

传统生成笛卡尔空间路径的方法主要是人工示教,记录关键的离散点并通过多段直线拼接,轨迹存在尖点、光顺性差等弊端,且多适用于简单路径^[3]。针对复杂轨迹的自动生成,可基于二维或三维模型,利用离线编程软件等进行处理,自动获取路径几何特征的关键点并进行高阶样条曲线插值。

给定 $n+1$ 个关键点 $y_i = f(t_i)$, 其中 $i=0, 1, \dots, n$, 且自变量区间范围为 $a = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n = b$, 如图 3 所示。

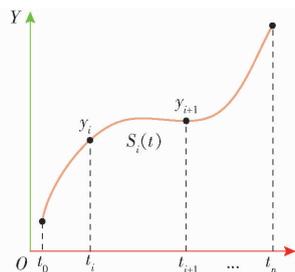


图 3 分段式样条曲线

Fig. 3 Segmental spline curve

由此构建任意区间的三次多项式函数表达式^[24]为

$$S_i(t) = \gamma_{3,i}t^3 + \gamma_{2,i}t^2 + \gamma_{1,i}t + \gamma_{0,i} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

式中 $\gamma_{3,i}, \gamma_{2,i}, \gamma_{1,i}, \gamma_{0,i}$ ——第 i 个区间的函数 $S_i(t)$ 各阶待定系数

样条曲线在任意相邻区间具有 C^3 连续,由此可构造分段函数的边界约束,包括位置、一阶及二阶微分的连续性,函数为

$$\begin{cases} s_i(t_i) = s_{i+1}(t_i) \\ s_i'(t_i) = s_{i+1}'(t_i) \\ s_i''(t_i) = s_{i+1}''(t_i) \end{cases} \quad (4)$$

通过式(3)可获得其对应的一阶微分表达式为

$$s_i'(t) = 3\gamma_{3,i}(t-t_{i-1})^2 + 2\gamma_{2,i}(t-t_{i-1}) + \gamma_{1,i} \quad (5)$$

同理,对其进行二阶微分,可以得到

$$s_i''(t) = 6\gamma_{3,i}(t - t_{i-1}) + 2\gamma_{2,i} \quad (6)$$

为了构造对应的方程组并简化计算过程,记区间长度为

$$h_i = t_i - t_{i-1} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

同时引入参变量 m_i 表示函数在区间端点处的二阶微分值为 $m_i = s_i''(t_i)$ 。根据样条曲线性质,可以得到 $\gamma_{0,i} = y_i$ 。根据式(4),其余各阶待定参数可进一步转换为参变量 m_i 的函数为

$$\begin{cases} \gamma_{3,i} = \frac{m_i - m_{i-1}}{6h_{i-1}} \\ \gamma_{2,i} = \frac{m_{i-1}}{2} \\ \gamma_{1,i} = \frac{y_i - y_{i-1}}{h_{i-1}} - \frac{h_{i-1}}{2}m_{i-1} - \frac{h_{i-1}}{6}(m_i - m_{i-1}) \end{cases} \quad (8)$$

将式(8)代入式(3),可以构造仅包含未知参变量 m_i 的方程组

$$h_{i-1}m_{i-1} + 2(h_i + h_{i-1})m_i + h_im_{i+1} = 6\varphi_i \quad (i = 1, 2, \dots, n-1) \quad (9)$$

其中 $\varphi_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{h_i} - \frac{y_i - y_{i-1}}{h_{i-1}}$

考虑到机器人在轨迹首末两点处于静止状态,设两端点加速度设定为 0,即 $m_0 = s''(t_0) = 0, m_n = s''(t_n) = 0$ 。因此将其转换为矩阵方程为

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ h_1 & 2(h_1 + h_2) & h_2 & \dots & 0 \\ 0 & h_2 & \dots & \vdots & \\ \vdots & \vdots & \dots & h_n & \\ 0 & 0 & h_{n-1} & 2(h_{n-1} + h_n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} m_0 \\ m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \varphi_1 \\ \vdots \\ \varphi_{n-1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

矩阵方程(10)通过 LU 分解策略和追赶法可实现求解。

2.2 基于高阶 B 样条的关节空间轨迹规划

笛卡尔空间规划无法保证关节转动的连续性和稳定性,难以消除关节加速度突变、脉冲等现象而引起的系统冲击、振动。为此,还需进一步针对机器人关节空间进行高阶光顺插值与规划,以保证关节角度、角速度、角加速度及角加加速度(jerk)等状态参数随时间变化曲线的连续性和光顺性。

通过机器人逆运动学模型,构建机器人笛卡尔空间与关节空间的映射关系

$$\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{f}^{-1}(\boldsymbol{T}) \quad (11)$$

其中 $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_6\}$

式中 $\boldsymbol{\theta}$ ——所有关节的角度序列

\boldsymbol{T} ——笛卡尔空间离散路径点位姿齐次矩阵

采用七次 B 样条函数对机器人的关节空间进行运动规划。给定 $n+1$ 个控制点 C_0, C_1, \dots, C_n 及其对应的递增节点序列 $\boldsymbol{U} = \{0 \leq u_0, u_1, \dots, u_m \leq 1\}$, B 样条曲线函数表达式^[25]为

$$\theta_i = \sum_{i=0}^n N_{i,7}(u)C_i \quad (u \in [0, 1]) \quad (12)$$

式中 θ_i ——关节角度的时间序列(型值点)

$N_{i,7}(u)$ ——B 样条曲线的基函数,可通过 Cox-de Boor 递归方法得到

根据式(12)可进一步得其 k 阶微分为

$$\theta_i^{(k)} = \sum_{i=0}^{n-k} N_{i+k,7-k}(u)Q_i^k \quad (13)$$

其中 $Q_i^k = \begin{cases} C_i & (k=0) \\ (8-k) \frac{Q_{i+1}^{k-1} - Q_i^{k-1}}{u_{i+8} - u_{i+k}} & (k=1, 2, \dots, 7) \end{cases}$

$$(14)$$

通过求取函数式(13)的一阶、二阶及三阶微分($k=1, 2, 3$),分别计算得到机器人第 j 个关节转动的角速度 ω_j 、角加速度 α_j 及角加加速度。

3 基于 NSGA-II 算法的多目标轨迹优化

机器人加工效率、运动路径长度及关节转动的稳定性等是轨迹规划考虑的重要因素,单一目标难以实现整体运动的最优化,为此需要构造满足不同任务约束下的多目标优化模型,并进行高维空间的极值求解。

3.1 高维空间多优化目标函数构建

机器人作业效率主要受到空程跳转路径总长和平均运行速度的影响。针对含有 N 段非连续离散路径的复杂轨迹,机器人空载行程总距离取决于离散路径间的序列组合情况,如图 4 所示,因此构造优化目标函数 f_1 为

$$f_1 = \min \sum_{i=1, j=2}^N d_{ij} \quad (i < j) \quad (15)$$

式中 d_{ij} ——任意相邻离散路径几何中心之间的空程距离

考虑机器人的各路径运动时间并为此构造时间优化目标函数为

$$f_2 = \min \sum_{i=1}^{M-1} t_i \quad (16)$$

其中 $t_i = \max(t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{6i})$

$$t_{ji} = \frac{2|\theta_{j,i+1} - \theta_{j,i}|}{\omega_{j,i+1} + \omega_{j,i}} \quad (j = 1, 2, \dots, 6) \quad (18)$$

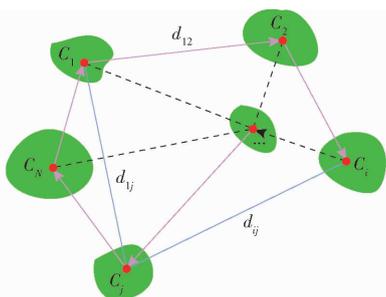


图 4 多离散路径的序列优化模型

Fig. 4 Optimized sequence of multiple scattered paths

式中 t ——所有关节在第 $i + 1$ 个与第 i 个离散点之间的运行时间

$t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{6i}$ ——各个关节在该区间的运行时间

为了在保证作业效率的基础上提升机器人运动的整体平稳性,需对机器人关节运动的加加速度(jerk)进行优化^[11],为此构造目标函数

$$f_3 = \text{sqrt} \left(\frac{\sum_{j=1}^D \sum_{i=1}^{M-1} \text{jerk}_{j,i}^2}{D(M-1)} \right) \quad (19)$$

式中 D ——机器人自由度,取 6

M ——第 j 关节运动轨迹中的离散插值点数量规模

综合考虑机器人效率和稳定性等约束,建立多目标优化模型

$$\begin{cases} \min y = F(x) = \sum_{i=1}^3 \eta_i f_i \\ \text{s. t.} \begin{cases} \theta_{i_{\min}} \leq \{\theta_{i_0}, \theta_{i_1}, \dots, \theta_{i_M}\} \leq \theta_{i_{\max}} \\ \omega_{i_{\min}} \leq \{\omega_{i_0}, \omega_{i_1}, \dots, \omega_{i_M}\} \leq \omega_{i_{\max}} \\ \alpha_{i_{\min}} \leq \{\alpha_{i_0}, \alpha_{i_1}, \dots, \alpha_{i_M}\} \leq \alpha_{i_{\max}} \\ \text{jerk}_{i_{\min}} \leq \{\text{jerk}_{i_0}, \text{jerk}_{i_1}, \dots, \text{jerk}_{i_M}\} \leq \text{jerk}_{i_{\max}} \end{cases} \end{cases} \quad (20)$$

式中 $(\theta_{i_{\min}}, \theta_{i_{\max}})$ ——第 i 个关节所允许的角度极限范围

$(\omega_{i_{\min}}, \omega_{i_{\max}})$ ——第 i 个关节所允许的角速度极限范围

$(\alpha_{i_{\min}}, \alpha_{i_{\max}})$ ——第 i 个关节所允许的角加速度极限范围

$(\text{jerk}_{i_{\min}}, \text{jerk}_{i_{\max}})$ ——第 i 个关节所允许的角加加速度极限范围

η_i ——第 i 个目标函数的权重

机器人各个关节物理参数如表 2 所示。

3.2 基于 NSGA-II 方法的最优轨迹生成

非支配排序遗传算法(NSGA-II)是广泛使用的多目标优化算法之一,它降低了传统遗传算法的复杂度,具有运行速度快、解集收敛性好等优点^[4]。

表 2 机器人关节参数物理极限范围

Tab. 2 Range of limitations in joints

关节	角度/ (°)	角速度/ ((°)·s ⁻¹)	角加速度/ ((°)·s ⁻²)	角加加速度/ ((°)·s ⁻³)
1	-360 ~ 360	180	15	40
2	-85 ~ 265	180	20	65
3	-175 ~ 175	180	20	65
4	-85 ~ 265	220	35	80
5	-360 ~ 360	220	35	80
6	-360 ~ 360	220	40	85

其算法核心首先是基于非支配排序算子将原始种群进行分层。个体 x_i 存在支配 x_j 的关系定义为^[5]:对于所有的目标函数具有 $f_k(x_i) \leq f_k(x_j), k = \{1, 2, \dots, q\}$,且存在 $l \in k$ 使得 $f_l(x_i) < f_l(x_j)$ 。由此对当前种群中所有个体进行支配关系判断,并将彼此具有非支配关系的个体聚合分层,直至实现所有个体的分层 $i_{\text{rank}} = \{\text{rank}_1, \text{rank}_2, \dots, \text{rank}_p\}$ 。

为了提升种群的多样性,针对具有相同支配等级的同一层级中个体,定义拥挤度指标 i_d ^[5]:任意 x_i 的相邻个体 x_{i-1} 与 x_{i+1} 在优化目标函数子空间上的距离差之和,即

$$i_d = \sum_{k=1}^q |f_k(x_{i+1}) - f_k(x_{i-1})| \quad (21)$$

基于支配关系和拥挤度分层排序后,种群内所有个体均具有 2 个评价指标,如图 5 所示。

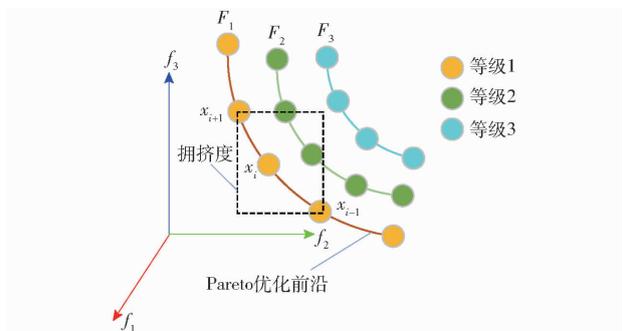


图 5 支配度分层与拥挤度排序

Fig. 5 Dominated sorting and crowding distance ranking

NSGA-II 优化过程主要步骤为:①初始化:数量规模为 m 的种群 P_t ,算法优化迭代次数 N_t ,变异概率 P_m 及交叉概率 P_c 。②将初代种群 P_t 进行选择、交叉和变异,产生同等规模的子代种群 Q_t ,将两个种群合并生成规模为 $2m$ 的新种群 $R_t = \{P_t, Q_t\}$ 。③对种群 R_t 的所有个体进行支配关系判断,并完成分层与等级排序 $F_1 = \text{rank}_1 > F_2 = \text{rank}_2 > \dots > F_m = \text{rank}_m$ 。④根据支配关系,按照由高到低的顺序依次将不同层级保存到下一代种群 P_{t+1} 。⑤由于种群规模从 $2m$ 缩减至 m ,使得部分个体被淘汰,针对不能完全保留的层级,其个体之间按照拥挤度排序并选

择。⑥重复步骤②~⑤,直至完成所有迭代次数或达到收敛精度,种群进化过程如图6所示。⑦多目标优化过程通常具有非唯一的最优解或非劣解,上述解集构成 Pareto 前沿。

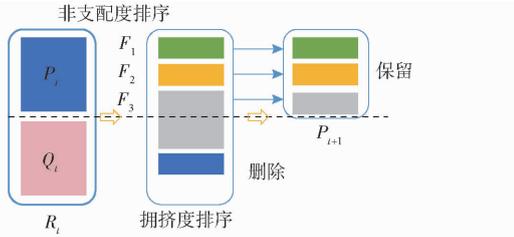


图6 NSGA-II 优化过程示意图

Fig. 6 Optimized process of NSGA-II

根据上述分析可以看到,NSGA-II 算法通过将支配等级较高的个体复制遗传,保证算法全过程的收敛性。通过选择拥挤度较大的边界解及稀疏解,增强样本多样性。NSGA-II 算法流程如图7所示。

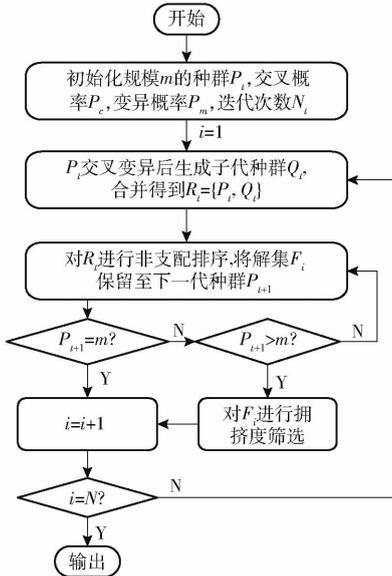


图7 NSGA-II 算法流程图

Fig. 7 Algorithm flow chart of NSGA-II

4 仿真与实验

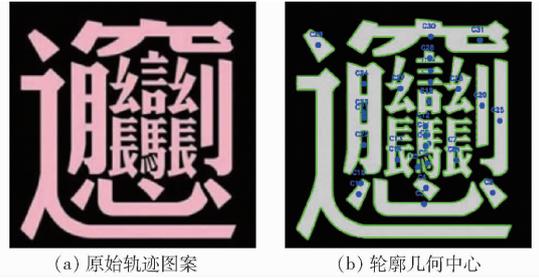
4.1 复杂轨迹案例仿真

首先基于 OpenCV,对包含多段离散局部路径的复杂轨迹进行轮廓提取与分析,并计算所有局部路径的几何中心,如图8所示。

综合考虑机器人运行效率、路径长度及关节冲击等多重约束,利用 NSGA-II 算法并结合高阶样条插值进行轨迹规划。为了验证本文算法在优化求解过程中的有效性和收敛效率,将文献[11]提出的粒子群(PSO)算法进行了综合对比,所有算法迭代次数均为1000,关键初始值设置如表3所示。

运用不同的多目标优化算法进行迭代,为了降低单次算法的收敛随机性,每次优化进行4次循环

迭代,不同算法的收敛效率及优化求解如图9所示。



(a) 原始轨迹图案

(b) 轮廓几何中心

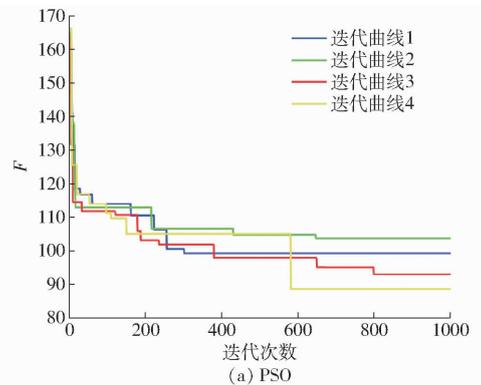
图8 含多段离散路径的复杂轨迹

Fig. 8 Complex trajectory made up of discontinuous paths

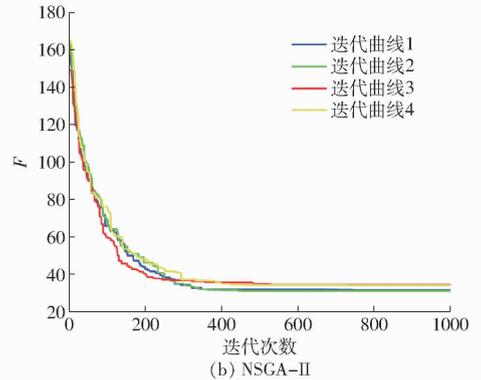
表3 优化算法初始值设置

Tab. 3 Initialized parameters of optimization methods

算法	初始参数
NSGA-II	种群规模 $m = 50$, 交叉概率 $P_c = 0.8$, 变异概率 $P_m = 0.2$
PSO ^[11]	加速度常数 $c_1 = c_2 = 2$, 惯性权重 $\omega = 0.9$, 最大速度 $v_{\max} = 6$



(a) PSO



(b) NSGA-II

图9 不同算法的优化过程

Fig. 9 Optimization process of different methods

由图9可知,不同算法在多维空间中搜寻靠近全局优化解的过程中效率不同。本文通过随机生成模式得到机器人离散路径序列,其空载路径总长度为6592.62 mm,不同优化算法统计结果如表4所示。

由表4可以看到,采用 NSGA-II 和 PSO 优化之后机器人的空载路径长度可以分别缩短至原来长度的0.26和0.65,可最大缩减总路径长度74%。

表 4 运动效率优化效果

Tab. 4 Optimization result of motion sequence

优化方法	空载路径总优化后与优化		优化效	平均迭代	优化效
	长度/mm	前长度比	果/%	次数	果/%
随机模式	6 592.62				
NSGA-II	1 745.53	0.26	74	320	47.97
PSO	4 269.94	0.65	35	615	

从算法收敛速度看, PSO 算法的迭代次数需要 615, 而 NSGA-II 利用非支配关系分层后加速了全局优化效率, 平均迭代次数降低为 320, 收敛效率可以提高 47.97%。

由于多目标优化大多不存在唯一的最优解, 而是根据每个子优化目标赋予的权重生成一系列非劣解。基于 NSGA-II 构成的 Pareto 最优前沿如图 10 所示。

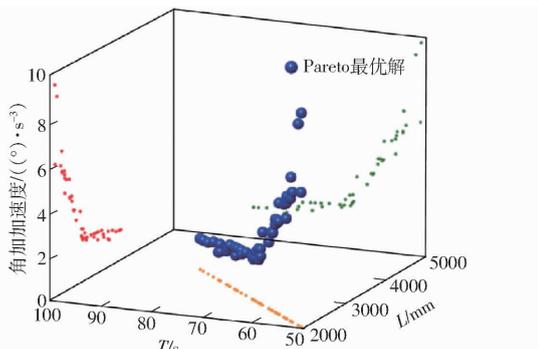


图 10 基于 NSGA-II 的 Pareto 前沿

Fig. 10 Pareto front of NSGA-II

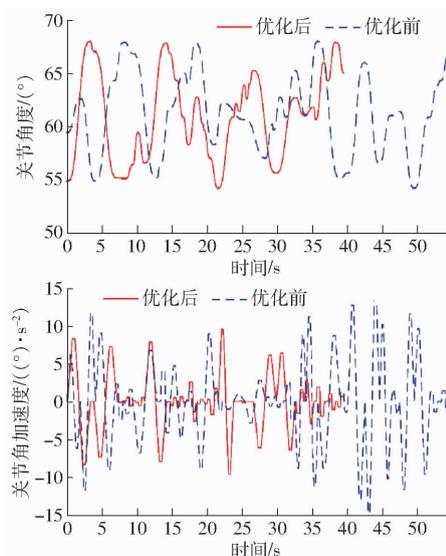


图 12 基于 NSGA-II 优化的关节空间七次 B 样条规划

Fig. 12 Quintic B-spline interpolation in joint space

关节运动稳定性优化效果如表 5 所示。

4.2 机器人轨迹规划实验

控制器通过控制单个关节电机的旋转实现机器人整体空间复合运动, 如图 13 所示。针对复杂轨迹规划, 首先利用上位机进行数据分析处理, 基于

基于优化后的运动序列及提取的离散路径点, 首先对机器人笛卡尔空间的复杂轨迹进行三次多项式拟合得到轨迹轮廓曲线, 如图 11 所示。

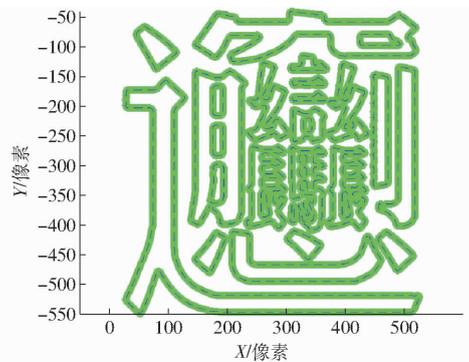


图 11 笛卡尔空间三次多项式插值

Fig. 11 Interpolation in Cartesian space with cubic polynomials

基于七次 B 样条进行机器人关节空间拟合规划。关节角度、角速度、角加速度及角加加速度优化前后曲线如图 12 所示(以第 1 关节为例)。

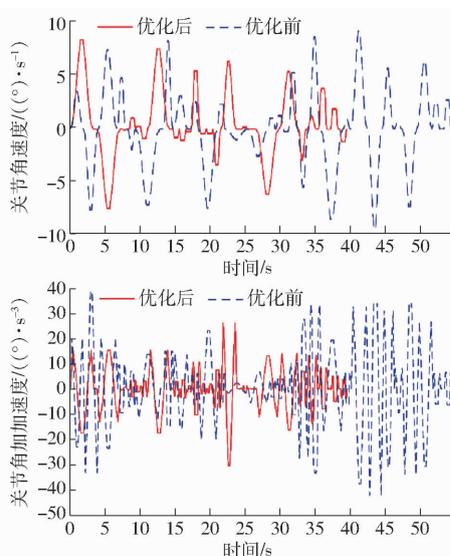
优化后机器人整体运动时间由初始 59.8 s 缩减到 39.8 s, 平均运动效率可提升 33.44%。

在关节冲击及波动抑制方面的优化效果, 分别统计关节运动角速度、角加速度以及加加速度的均值和标准差, 优化百分比 σ 的计算公式为

$$\sigma = \frac{|\sigma - \sigma_{opt}|}{\sigma} \times 100\% \quad (22)$$

式中 σ ——优化前标准差

σ_{opt} ——优化后标准差



TCP/IP 建立以太网通讯模块, 进而实现上位机与控制器的数据实时交互与传输, 本文搭建基于 6 自由机器人的实验平台, 如图 13 所示。

通过优化的路径序列, 进行机器人笛卡尔空间与关节空间的高阶光滑插值与规划。实验过程及结

表5 关节运动稳定性优化效果

Tab.5 Optimization result of joint movement stability

项目	角度/ (°)	角速度/ (°·s ⁻¹)	角加速度/ (°·s ⁻²)	角加加速度/ (°·s ⁻³)
优化前均值	61.64	1.74	2.79	8.84
优化后均值	61.73	0.92	1.11	3.40
优化前标准差	3.77	2.37	3.59	10.64
优化后标准差	3.83	1.71	2.05	5.11
优化效果/%	1.59	27.91	43.03	50.97

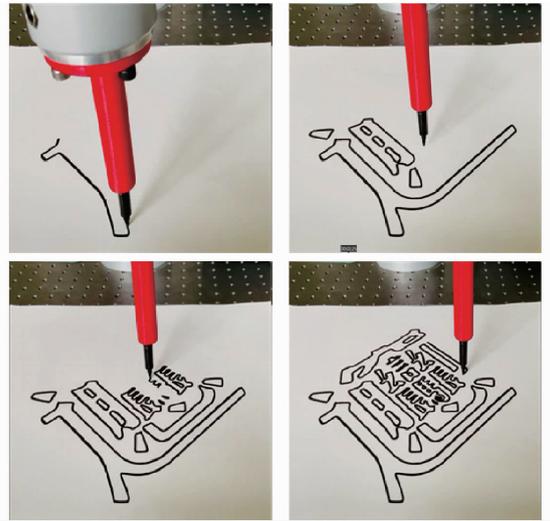
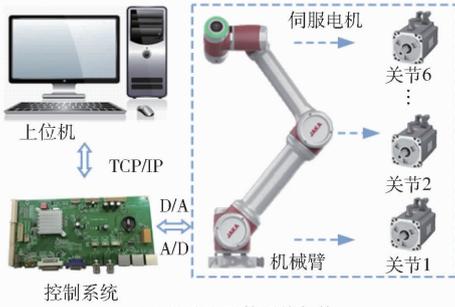


图14 复杂轨迹运动规划过程

Fig.14 Motion process of complex trajectory



(a) 机器人驱控系统架构



(b) 基于上位机控制的6自由度机器人

图13 复杂轨迹规划实验平台

Fig.13 Platform for complicated trajectory planning

果如图14、15所示。通过建立机器人的运动时间、跳转序列(空程距离)及关节轨迹整体光顺性的多目标优化模型。利用NSGA-Ⅱ生成了Pareto前沿,实现了针对含多段离散路径的复杂轨迹的多目标优化,包括平均缩短运动时间33.44%(59.8 s缩短到39.8 s),降低空程无效路径长度74%(6 592.62 mm缩短为1 745.53 mm)及提升关节整体稳定性50.97%(角加加速度标准差由10.64(°)/s³降低为5.11(°)/s³)。

5 结论

(1)通过离散路径的序列优化,机器人的空载



图15 实验结果

Fig.15 Experiment result

路径可以大幅度缩短,随机选择方式下其空载路径长度为6 592.62 mm,经过优化后路径长度为1 745.53 mm,因此可以有效降低无效运动路径74%。

(2)通过构造效率最优约束,能够缩短机器人运动时间,优化前机器人的轨迹运动时间平均为59.8 s,优化后平均时间长度缩短到39.8 s,因此能够提高运动效率33.44%。

(3)通过笛卡尔空间与关节空间的同步高阶样条插值拟合规划,能显著消除关节速度、加速度及加加速度曲线的尖点和突变,平均提升机器人运动平稳性约50.97%。

参考文献

- [1] CHEN G, LUO N, LIU D, et al. Path planning for manipulators based on an improved probabilistic roadmap method[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 72(6):196-214.
- [2] 何雪军,王进,陆国栋,等. 基于蚁群算法的机器人图像绘制序列优化[J]. 浙江大学学报(工学版), 2015, 25(6):7-18.
HE Xuejun, WANG Jin, LU Guodong, et al. Robot image rendering sequence optimization based on ant colony algorithm[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering and Technology), 2015, 25(6):7-18. (in Chinese)
- [3] 刘慧,张世义,段云鹏,等. 基于改进双向RRT*的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(11):31-39.
LIU Hui, ZHANG Shiyi, DUAN Yunpeng, et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT* [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(11):31-39. (in Chinese)
- [4] 张勤,乐晓亮,李彬,等. 基于CTB-RRT*的果蔬采摘机械臂运动路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10):129-136.

- ZHANG Qin, YUE Xiaoliang, LI Bin, et al. Motion planning of picking manipulator based on CTB - RRT* algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 129 - 136. (in Chinese)
- [5] 熊俊涛, 李中行, 陈淑绵, 等. 基于深度强化学习的虚拟机器人采摘路径避障规划[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 1 - 10.
- XIONG Juntao, LI Zhonghang, CHEN Shumian, et al. Obstacle avoidance planning of virtual robot picking path based on deep reinforcement learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 1 - 10. (in Chinese)
- [6] HUANG J, HU P, WU K, et al. Optimal time-jerk trajectory planning for industrial robots[J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 121(6): 530 - 544.
- [7] RAMABALAN S, SARAVANAN R, BALAMURUGAN C. Multi-objective dynamic optimal trajectory planning of robot manipulators in the presence of obstacles[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 41(5): 580 - 594.
- [8] 王曦, 王宗彦, 张宇廷, 等. 基于 NSGA - II 算法的并联机器人多目标轨迹规划[J]. 机械设计与制造工程, 2022, 51(12): 6 - 13.
- WANG Xi, WANG Zongyan, ZHANG Yuting, et al. Multi objective trajectory planning for parallel robots based on NSGA - II algorithm[J]. Mechanical Design and Manufacturing Engineering, 2022, 51(12): 6 - 13. (in Chinese)
- [9] 刘雁飞, 裘聿皇. 基于两层编码遗传算法的机器人路径规划[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(3): 429 - 432.
- LIU Yanfei, QIU Yuhuang. Path planning of robot based on two-layer coded genetic algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2000, 17(3): 429 - 432. (in Chinese)
- [10] WANG Z, LI Y, SUN P, et al. A multi-objective approach for the trajectory planning of a 7 - DOF serial-parallel hybrid humanoid arm[J]. Mechanism and Machine Theory, 2021, 165(6): 104 - 116.
- [11] GUL F, RAHIMAN W, ALHADY S S N, et al. Meta-heuristic approach for solving multi-objective path planning for autonomous guided robot using PSO - GWO optimization algorithm with evolutionary programming[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021, 12(7): 7873 - 7890.
- [12] MA H, ZHANG Y, SUN S, et al. A comprehensive survey on NSGA - II for multi-objective optimization and applications[J/OL]. Artificial Intelligence Review, 2023. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10526-z>.
- [13] HUANG Y, FEI M. Motion planning of robot manipulator based on improved NSGA - II[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2018, 16(4): 1878 - 1886.
- [14] WANG W, WANG W, DONG W, et al. Dimensional optimization of a minimally invasive surgical robot system based on NSGA - II algorithm[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7(2): 541 - 557.
- [15] SINGH M K, CHOUDHARY A, GULIA S, et al. Multi-objective NSGA - II optimization framework for UAV path planning in an UAV-assisted WSN[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(1): 832 - 866.
- [16] YANG Y, CAO L, ZHOU Q, et al. Multi-objective process parameters optimization of laser-magnetic hybrid welding combining Kriging and NSGA - II[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 49(4): 253 - 262.
- [17] SHI X, FANG H, PI G, et al. Time-Energy-Jerk dynamic optimal trajectory planning for manipulators based on quintic NURBS[C]//2018 3rd International Conference on Robotics and Automation Engineering (ICRAE), 2018: 44 - 49.
- [18] SUN J, HAN X, ZUO Y, et al. Trajectory planning in joint space for a pointing mechanism based on a novel hybrid interpolation algorithm and NSGA - II algorithm[J]. IEEE Access, 2020, 8: 8628 - 8638.
- [19] MAHMUD M S A, ABIDIN M S Z, MOHAMED Z, et al. Multi-objective path planner for an agricultural mobile robot in a virtual greenhouse environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157(6): 488 - 499.
- [20] ZHANG J, WANG S, TANG Q, et al. An improved NSGA - III integrating adaptive elimination strategy to solution of many-objective optimal power flow problems[J]. Energy, 2019, 172(6): 945 - 957.
- [21] YI J H, DEB S, DONG J, et al. An improved NSGA - III algorithm with adaptive mutation operator for big data optimization problems[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 88(2): 571 - 585.
- [22] 孙晓军, 宋代平, 林敬周, 等. 风洞上攻角机器人轨迹规划算法研究与实现[J]. 中国机械工程, 2021, 32(16): 1963 - 1971.
- SUN Xiaojun, SONG Daiping, LIN Jingzhou, et al. Research and implementation of trajectory planning algorithm for angle of attack robot in wind tunnel[J]. China Mechanical Engineering, 2021, 32(16): 1963 - 1971. (in Chinese)
- [23] CRAIG J J. Introduction to robotics[M]. Addison-Wesley, 2010: 187 - 195.
- [24] ZHANG T, ZHANG M, ZOU Y. Time-optimal and smooth trajectory planning for robot manipulators[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2021, 19: 521 - 531.
- [25] XU Zequan, WANG Wei, CHI Yixiang, et al. Optimal trajectory planning for manipulators with efficiency and smooth constraint[J]. Electronics, 2023, 12(13): 2928.