

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412514

基于混合蜜獾算法的机械臂最优运动规划方法*

黄成, 王涛, 许家忠

(哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080)

摘要:针对六自由度机械臂末端执行器路径及关节空间下轨迹的规划问题,提出一种基于混合蜜獾算法和3-5-3分段多项式插值的最优运动规划方法,实现机械臂末端执行器运动路径最短及关节运动时间最优,并有效降低优化路径与规划路径的差异。首先,以标准蜜獾算法框架为基础,在初始化、全局寻优与局部探索中采用混沌反向学习、转移算子、正弦余弦算子以及自适应扰动系数策略,提高最优解质量与寻优能力,并据此设计机械臂末端执行器无碰撞、最短路径规划方法,引导关节轨迹规划过程;其次,在关节空间下,利用混合蜜獾算法寻找各关节最优运动时间,在此基础上,利用2次3-5-3分段多项式插值算法,在满足各关节位移、速度、加速度约束的条件下,完成机械臂关节平滑且时间最优的轨迹规划;最后,通过与其他规划方法仿真对比,验证提出的方法能够使规划路径长度缩短,关节运动时间减少,优化路径与规划路径差异较小,并以UR5机械臂抓取实验为例检验了该方法的可行性。

关键词: 蜜獾算法;机械臂;运动规划;时间最优;分段多项式插值

中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Optimal motion planning method of manipulator based on hybrid honey badger algorithm

Huang Cheng, Wang Tao, Xu Jiazhong

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at the planning problem of the end-effector path and the trajectory in the joint space of the 6-DOF manipulator, an optimal motion planning method based on the hybrid honey badger algorithm and 3-5-3 polynomial interpolation is proposed to achieve the shortest movement path and the optimal joint movement time of the manipulator end-effector, and effectively reduce the difference between the optimized path and the planned path. Firstly, based on the standard honey badger algorithm framework, chaotic reverse learning, transfer operators, sine-cosine operators and adaptive perturbation coefficient strategies are used in initialization, global optimization and local exploration to improve the quality and optimization ability of the optimal solution. Based on this, a collision-free and shortest path planning method was designed for the end-effector of the manipulator to guide the joint trajectory planning process. Secondly, the hybrid honey badger algorithm is used to find the optimal motion time of each joint in the joint space. On this basis, two times 3-5-3 polynomial interpolation algorithm is used to complete the joint smoothing and time-optimal trajectory planning of the manipulator while satisfying the constraints of displacement, velocity and acceleration of each joint. Finally, through simulation comparison with other planning methods, it was verified that the method proposed in this article can shorten the length of the planned path, reduce the joint motion time, reduce the difference between the optimized path and the planned path, and the feasibility of this method was tested using the UR5 manipulator grasping experiment as an example.

Keywords: honey badger algorithm; manipulator; motion planning; time optimization; polynomial interpolation

0 引言

随着智能技术的提出与创新,机械臂作为常用智能执行终端,在航空航天、汽车船舶制造以及产品加工等领域替代了大量的人力资源^[1]。面对日益广泛的应用领域,传统依赖示教编程的机械臂运动规划方式难以满足复杂任务对运动路径、轨迹高效性和强适应性的要求。因此研究能够适应不同应用环境的机械臂自主运动规划方法势在必行^[2],通过运动规划技术和寻优算法的结合提升运动规划方法最优性,提高机械臂应对复杂任务的能力。

机械臂运动规划通常分为路径规划和轨迹规划两部分,是指在末端规划出一条从当前初始位姿到目标位姿的路径,并根据所规划末端路径进行笛卡尔空间或者关节空间下的轨迹规划^[3],从而完成运动路径的规划与优化。与笛卡尔空间规划相比,关节空间规划计算简单,更适用于复杂任务,但很难保证末端执行器按照预定位姿运动,容易产生作业轨迹干涉现象。

目前机械臂路径规划方法可分为传统算法^[4]和启发式算法^[5-6]两类。文献[7]提出一种基于高斯势场自适应的改进快速随机探索树星算法(rapidly-exploring random tree star, RRT*),该算法能有效提高机械臂自主路径规划的能力。为了提高机械臂在复杂多场景下的性能,文献[8]提出了一种改进 RRT* 算法。然而,随着环境系统复杂性和任务难度的增加,传统算法难以获得理想的效果。文献[9]针对机械手带有约束的无碰撞路径规划问题,提出一种启发式构造网络的策略,该方法能够有效减少路径点数和规划时间。文献[10]提出一种基于偶然性粒子群算法对人工势场改进的方法,该方法可以加快收敛速度,并能高效地规划 UR5 避障机械手路径。然而,上述基于启发式算法的无碰撞、最短路径规划方法大都存在运行效率低的问题,很难满足复杂作业任务对机械臂运动高效性的要求。

随着机械臂运动规划技术的发展,时间最优轨迹规划受到广泛关注,其核心是以运动时间最短为优化目标,当满足约束条件时,使得机械臂在相同路径上运动所用的时间最短且轨迹平滑。时间最优轨迹规划能够缩短机械臂运动时间,提高工作效率及运动稳定性^[11],尤其适合时间约束类的任务。针对时间最优的机械臂轨迹规划问题,研究者常采用寻优算法进行时间寻优,并结合单次 3-5-3 多项式插值方法进行轨迹优化。文献[12]基于改进简化粒子群算法优化目标函数,并在关节空间中通过单次 3-5-3 多项式插值构建轨迹。文献[13]提出一种基于改进粒子群算法和单次 3-5-3 多项式的方法,可以提高轨迹规划效率。时间最优轨迹规划通常在关节空

间下进行,但关节空间下的轨迹规划不能精确的控制机械臂末端位姿变化,采用单次 3-5-3 多项式插值无法保证优化后的路径按照预定路径运行。因此在具体应用中需要对 3-5-3 多项式插值进行调整,以降低优化后的路径与预定路径之间的差异。

蜜獾算法(honey badger algorithm, HBA)^[14]是 2021 年提出的一种新型启发式优化算法,主要模拟蜜獾在自然界中挖掘和寻找蜂蜜的动态觅食行为。其结构简单、参数较少、计算速度较快、局部搜索能力较强,能有效解决复杂环境下的寻优问题。然而,HBA 算法存在全局搜索能力差、前期收敛速度慢等缺点,难以直接在机械臂运动规划问题上应用。针对 HBA 算法的上述不足,改进算法不断被提出以适应不同的应用环境。文献[15]基于 HBA 算法,提出一种加入透镜成像反向学习策略的改进算法,该算法增强了探索能力和收敛速度。文献[16]基于伯努利移位映射、分段最优邻域递减和自适应水平交叉策略,提出一种改进的 HBA 算法,该算法在不同环境下都能高效规划出满足条件的路径。改进 HBA 算法也常用于求解连续型优化问题,在性能预测^[17]、调度问题^[18]、图像处理^[19]等方面有着广泛的应用。然而,上述改进 HBA 算法的寻优性能仍然需要提高。

综上,本文采用优化后的混合蜜獾算法(ROAHBA)进行末端执行器无碰撞的最短路径 P1 规划,并对 P1 数据进行逆运动学求解。然后,将 ROAHBA 算法和多次 3-5-3 分段多项式插值算法结合,并根据逆解的数据进行关节空间下的时间最优轨迹优化,从而提出一种收敛速度更快、轨迹更平滑的运动规划方法,并保证轨迹优化后的路径 P2 更接近路径 P1。

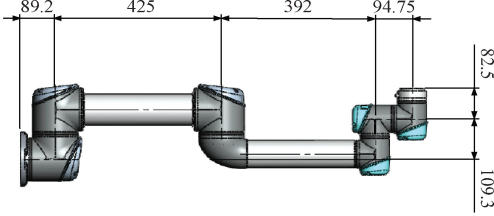
本文基于 HBA 算法,引入混沌反向学习、转移算子(TF)、正弦余弦算子和自适应扰动系数等策略提出 ROAHBA 算法,扩大了种群多样性,提高了全局搜索能力,平衡了算法探索与开发的能力,加快了收敛速度,提高了最优解质量与算法寻优能力。在末端路径规划方面,采用 ROAHBA 算法进行路径寻优,得到最短的无碰撞末端路径 P1。在关节空间轨迹规划方面,结合 ROAHBA 算法以及多次 3-5-3 分段多项式插值算法,在满足约束条件下进行轨迹规划,得到时间最优关节轨迹,并降低正运动学求解后的末端路径 P2 与所规划路径 P1 的差异。

1 机械臂运动学模型

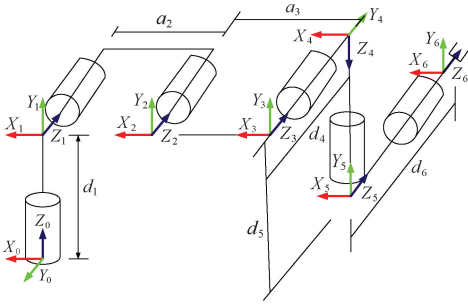
1.1 建立 D-H 坐标系

本文以 UR5 机械臂为研究对象,对机械臂运动规划进行研究。UR5 机械臂是一种六自由度的协作式机械臂,如图 1(a)所示,工作半径为 850 mm,有效负载为

5 kg,关节均为旋转关节,转动范围为 $-360^{\circ} \sim 360^{\circ}$,最大旋转速度为 $180^{\circ}/s$ 。根据图 1(a)以及 UR5 机械臂实际参数,建立标准 D-H 坐标系,如图 1(b)所示。



(a) UR5机械臂模型
(a) Model of the UR5 manipulator



(b) 标准D-H坐标系
(b) Standard D-H coordinate system

图 1 UR5 机械臂模型建立

Fig. 1 Construction of UR5 manipulator model

标准 D-H 坐标系以机械臂基座为基坐标系,其余 6 个连杆坐标系根据关节旋转方向进行建立(图 1(b))。由上述标准 D-H 坐标系创建 D-H 参数,如表 1 所示,其中 d_i 为沿着 z_i 轴,从 x_{i-1} 到 x_i 的距离长度; a_i 为沿着 x_i 轴,从 z_i 到 z_{i+1} 的距离长度; α_i 为绕着 x_i 轴,从 z_i 旋转到 z_{i+1} 的角度大小; θ_i 为绕着 z_i 轴,从 x_{i-1} 旋转到 x_i 的角度大小。

表 1 D-H 参数

Table 1 D-H parameters

关节 i	d_i/mm	a_i/mm	α_i/rad	θ_i/rad
1	89.459	0	$\pi/2$	θ_1
2	0	-425	0	θ_2
3	0	-392.25	0	θ_3
4	109.15	0	$\pi/2$	θ_4
5	94.65	0	$-\pi/2$	θ_5
6	82.3	0	0	θ_6

1.2 正逆运动学分析

正运动学是已知 6 个关节角度 θ_i 求解变换矩阵 T 的过程。根据标准 DH 坐标系和 DH 参数表建立正运动学方程,求得变换矩阵 ${}^{i-1}T_i$ 为:

$${}^{i-1}T_i =$$

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

则总变换矩阵 0T_6 求解如下:

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

式中: n, o, a 为方向向量; p 为位置向量。 n, o, a 组成的矩阵为旋转矩阵, p 组成的矩阵为平移矩阵。

逆运动学是已知变换矩阵 T 求解 6 个关节角度 θ_i 的过程。根据变换矩阵 0T_6 ,建立逆运动学方程:

$$\begin{cases} m_1 = d_6 a_y - p_y \\ n_1 = a_x d_6 - p_x \\ \theta_1 = \text{atan2}(m_1, n_1) - \text{atan2}(d_4, \pm\sqrt{m_1^2 + n_1^2 - d_4^2}) \\ \theta_5 = \pm \arccos(a_x s_1 - a_y c_1) \\ \theta_6 = \text{atan2}(m_1, n_1) - \text{atan2}(s_5, 0) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $m_1^2 + n_1^2 - d_4^2 \geq 0, a_x s_1 - a_y c_1 \leq 1$ 。其中, s 表示三角函数 $\sin, c$ 表示三角函数 $\cos$ 。

$$\begin{cases} m_2 = d_5(s_6(n_x c_1 + n_y s_1) + c_6(o_x c_1 + o_y s_1)) - \\ d_6(a_x c_1 + a_y s_1) + p_x c_1 + p_y s_1 \\ n_2 = p_z - d_1 - a_z d_6 + d_5(o_z c_6 + n_z s_6) \\ \theta_3 = \pm \arccos\left(\frac{m_2^2 + n_2^2 - a_2^2 - a_3^2}{2a_2 a_3}\right) \\ \theta_2 = \text{atan2}\left(\frac{(a_3 c_3 + a_2)n - a_3 s_3 m_2}{a_2^2 + a_3^2 + 2a_2 a_3 c_3}, \frac{m_2 + a_3 s_3 s_2}{a_3 c_3 + a_2}\right) \\ \theta_4 = \text{atan2}(-s_6(n_x c_1 + n_y s_1) - c_6(o_x c_1 + o_y s_1), \\ o_z c_6 + n_z s_6) - \theta_2 - \theta_3 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $m_2^2 + n_2^2 \leq (a_2 + a_3)^2$ 。

1.3 运动规划建模

躲避障碍物在机械臂运动规划中是一个较为复杂的问题。为了方便运动规划的研究,本文设计出简化模型,将机械臂关节进行圆柱体包络,将目标物和机械臂末端执行器进行球形包络。同时,为了提高运动规划的安全性,让机械臂留有足够的安全距离来躲避障碍物,本文设计了障碍物威胁代价模型,核心思想是不同的障碍物规避区域对机械臂的威胁代价不同。

障碍物规避区域划分情况如图 2 所示,球体代表障碍物的包络, O 为包络圆心, R 为半径, r 为可控规避区宽度。障碍物规避区域划分为可控规避区(内侧球体区域)和绝对规避区(外侧球体区域)。图 2(a)中圆柱体

代表机械臂关节的包络, A_1B_1 为圆柱体中心线, O_1 为直线 A_1B_1 上的垂足。图 2(b) 中较小球体代表末端执行器的包络, O_2 为包络圆心; R_1 为圆柱体(球体)包络半径。

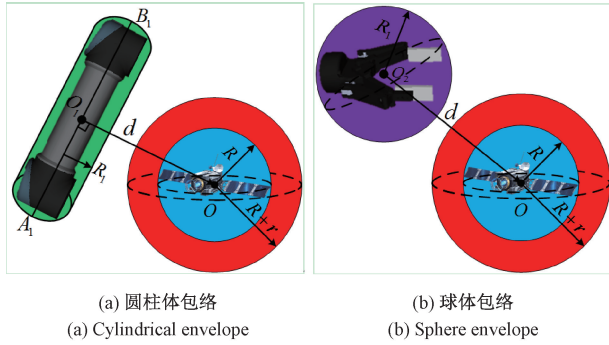


图 2 碰撞检测
Fig. 2 Collision detection

在圆柱体包络中,当垂足 O_1 在直线 A_1B_1 内时, d 为点 O 到直线 A_1B_1 的距离;当垂足 O_1 在直线 A_1B_1 外时, d 为点 O 到点 A_1 或点 B_1 的距离。

$$d = \begin{cases} |A_1O| \sin \theta, & O_1 \in A_1B_1 \\ |O_1A_1| \parallel |O_1B_1|, & O_1 \notin A_1B_1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $|A_1O|$ 为直线 A_1O 的长度; θ 为直线 A_1B_1 与 A_1O 的夹角; $|O_1A_1| \parallel |O_1B_1|$ 为点 O 到点 A_1 或到点 B_1 的距离。

在球体包络中, d 为点 $O(x, y, z)$ 到点 $O_1(x_1, y_1, z_1)$ 的距离:

$$d = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2} \quad (6)$$

机械臂障碍物威胁代价模型概述如下。

1) 当关节与末端执行器处在规避区域外,即 $d > R_1 + R$ 时,障碍物不会对整体机械臂产生威胁。

2) 当关节与末端执行器处在可控规避区,即 $R_1 + R < d \leq R_1 + R + r$ 时,障碍物会对整体机械臂产生威胁,但威胁程度可控。

3) 当关节与末端执行器处在绝对规避区以内,即 $d \leq R_1 + R$ 时,障碍物对整体机械臂产生最大威胁。

在圆柱体包络中,当垂足 O_1 在直线 A_1B_1 外时,在判定条件中减掉 R_1 即可。根据以上描述,设障碍物个数为 N_1 ,则障碍物威胁代价模型可表示为:

$$j(d_k) = \begin{cases} 0, & d_k > R_1 + R + r \\ ce^{-d_k}, & R_1 + R < d_k \leq R_1 + R + r \\ \infty, & d_k \leq R_1 + R \end{cases} \quad (6)$$

式中: $j(d_k)$ 为第 k 个障碍物对机械臂的威胁代价函数, $k = 1, 2, \dots, N_1$; c 为常数,其值越大,障碍物威胁代价模型对机械臂的约束影响力就越大,规划出的路径与障碍物边缘距离也就越远,本文设定 $c = 5$ 。

2 基于 ROAHBA 的末端执行器路径规划

2.1 HBA 算法

1) 种群初始化

$$X_i = lb_i + r_1 \times (ub_i - lb_i) \quad (8)$$

式中: X_i 为 N_p 个蜜獾中的第 i 个个体; lb_i 和 ub_i 为搜索的下边界和上边界; r_1 为 $[0, 1]$ 的随机数。

2) 定义气味强度 I

$$\begin{cases} I_i = r_2 \times \frac{S}{4\pi d_i^2} \\ S = (X_i - X_{i+1})^2 \\ d_i^2 = X_{\text{prey}} - X_i \end{cases} \quad (9)$$

式中: r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; S 为蜂巢的集中强度; d_i 表示蜂巢与当前蜜獾个体之间的距离。

3) 更新密度因子

$$\alpha = C \times \exp\left(\frac{-t}{T_{\max}}\right) \quad (10)$$

式中: $T_{\max}$ 表示最大迭代次数; $C \geq 1$ 。

4) 更新个体位置

(1) 挖掘模式

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times \beta \times I \times X_{\text{prey}} + F \times r_3 \times \alpha \times d_i \times |\cos(2\pi r_4) \times [1 - \cos(2\pi r_5)]| \quad (11)$$

式中: X_{prey} 表示全局最优位置; $\beta \geq 1$ 代表蜜獾获取蜂蜜的能力; r_3, r_4, r_5 为 3 个 $[0, 1]$ 的不同随机数; F 表示改变搜索方向的标志。

$$F = \begin{cases} 1, & r_6 \leq 0.5 \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: r_6 为 $[0, 1]$ 的随机数。

(2) 采蜜模式

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times r_7 \times \alpha \times d_i \quad (13)$$

式中: r_7 为 $[0, 1]$ 的随机数。

2.2 ROAHBA 算法

虽然 HBA 算法有诸多优点,但也存在如下问题。

1) 通过随机方法来初始化种群,使得种群具有随机性,导致收敛速度不稳定,探索能力不足。

2) 采用随机数控制两种模式之间的转换,导致无法充分发挥探索能力和开发能力,不利于两者之间的平衡^[20]。

3) 使用随机数对个体位置进行更新,因此位置更新结果具有随机性^[21],使得算法无法及时跳出局部最优,降低了算法的探索能力和开发能力,导致最优解的质量变差。

针对上述问题,本文采用混沌反向学习、转移算子、正弦余弦算子以及自适应扰动系数等策略对 HBA 算法进行联合改进,以提高种群多样性,平衡探索能力和开发能力,加快收敛速度,提高最优解质量。

2.2.1 基于混沌反向学习的种群初始化

HBA 算法在种群初始化时存在随机且分布相对不均匀的问题。根据混沌映射具有遍历性以及规律性等特点,本文在种群初始化阶段引入 Tent 混沌反向学习映射,扩大种群多样性,提升全局搜索能力,加快收敛速度,提高算法寻优能力。基于混沌反向学习的种群初始化过程如下。

首先,基于式(8)将 Tent 混沌序列映射到种群的解空间中,得到种群个体 X'_i :

$$y_{i+1} = \begin{cases} 2y_i, & y_i < 0.5 \\ 2(1 - y_i), & y_i \geq 0.5 \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

$$X'_i = lb_i + y_i \times (ub_i - lb_i) \quad (15)$$

然后,在式(15)的基础上,依据反向学习 $x_i^* = a_i + b_i - x_i$ 原理,计算反向种群个体 X'_i :

$$X_i = lb_i + ub_i - X'_i \quad (16)$$

最后,将 X'_i 与 X_i 合并,得到新种群 $\{X'_i \cup X_i\}$ 。计算新种群的适应度函数值并进行排序,最后选取其中适应度值最好的 N 个体作为算法的初始种群。

种群初始化映射结果如图3所示。由图3(a)、(b)可知,Tent 混沌映射值的分布相对均匀,而加入反向学习后(图3(c)、(d))的映射值不仅分布相对均匀,而且映射值也得到了提高,映射值从0~1变为0~120。所以引入混沌反向学习映射的种群具有分布均匀的种群个体位置以及较大的种群多样性。因此基于混沌反向学习的种群初始化策略能够扩大种群搜索范围,提高算法全局搜索能力。

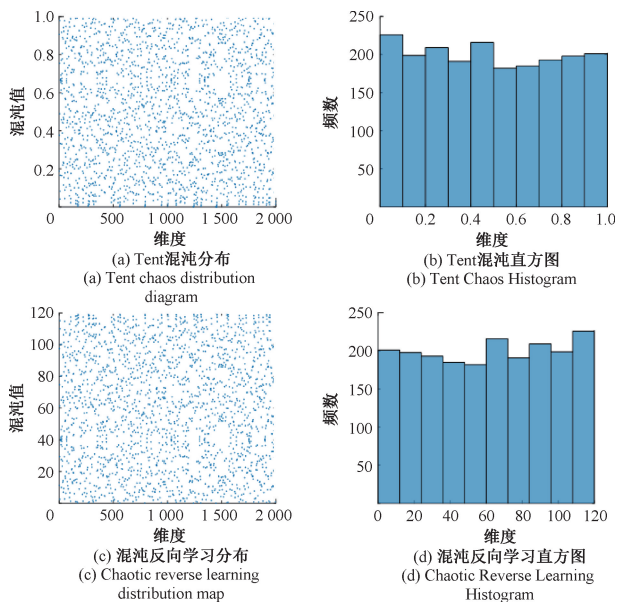


图3 种群初始化映射结果

Fig. 3 Population initialization mapping results

2.2.2 模式过渡阶段引入转移算子

在 HBA 算法中,种群个体间碰撞现象的产生由随机数 r 控制。如图4(a)所示,虽然密度因子 α 能够保证探索与开发的平稳过渡,但由于 r 为随机数,数值会围绕碰撞值 $CV=0.5$ 上下波动,使得模式过渡具有随机性,导致算法在当前模式未充分发挥作用时便转为下一模式,因此无法充分的对解空间进行探索和局部开发,降低了算法探索与开发的能力。

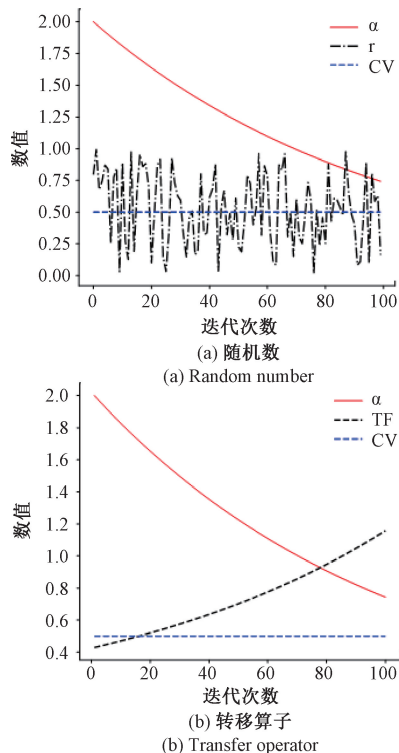


图4 模式过渡结果对比图

Fig. 4 Comparison of mode transition results

在阿基米德优化算法^[22]中,转移算子 TF 和密度因子 α 控制着探索与开发的过渡,其中 TF 的表达式为:

$$TF = \exp\left(\frac{t - T_{\max}}{T_{\max}}\right) \quad (17)$$

式中:转移算子 TF 具有规律性,由迭代次数 t 控制,可以减少算法寻优过程中随时间变化导致的随机性。因此,本文引入转移因子 TF 代替随机数 r ,使密度因子 α 与转移算子 TF 共同控制算法探索与开发的过渡,平衡算法探索与开发的能力,提高算法寻优的性能,如图4(b)所示。

2.2.3 融合正弦余弦算子的位置更新机制

在 HBA 算法中,个体位置 X_{new} 使用随机数 r_3, r_4, r_5, r_7 进行更新(式(11)和(13)),更新出来的个体位置会带有随机性,不利于算法探索和局部开发,从而降低最优解的质量。

本文采用融入正弦余弦函数的方式,将上述随机数

r_3, r_4, r_5, r_7 修改成正弦余弦算子。中心思想是通过数学函数的变化改变蜜獾种群的个体状态, 进一步提高种群在前期的多样性, 从而对种群进行充分的搜索; 在后期使个体趋向于局部开发, 逐渐收敛于全局最优位置, 并提高最优解质量。

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times \beta \times I \times X_{\text{prey}} + F \times \sin r_3 \times \alpha \times d_i \times |\cos(2\pi \cos r_4) \times [1 - \cos(2\pi \cos r_5)]| \quad (18)$$

$$X_{\text{new}} = X_{\text{prey}} + F \times \sin r_7 \times \alpha \times d_i \quad (19)$$

2.2.4 挖掘模式引入自适应扰动系数

在挖掘模式的位置更新式(18)中, β 代表蜜獾获取蜂蜜的能力, 但 HBA 中 β 默认为 6, 所以在整个挖掘模式中算法的寻优能力保持不变, 因此无法充分发挥算法的探索能力。针对这一现象, 本文在挖掘模式中引入自适应扰动系数作为 β , 使 β 发生自适应动态变化, 从而改变算法的寻优能力, 加快收敛速度, 提高最优解质量。 β 具体表达式为:

$$\beta = C_1 \times \exp\left(\frac{t}{T_{\max}}\right)^2 \quad (20)$$

式中: t 为当前迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数; $C_1 = 6$ 。

2.3 ROAHBA 算法性能分析

为了分析 ROAHBA 算法的性能, 本文利用

benchmark 函数进行性能测试实验, 如表 2 所示, 其中 Range 表示域, $f_{\min}$ 表示函数的最优值。

表 2 算法改进结果对比

Function	Range	$f_{\min}$
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100, 100]^n$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	$[-500, 500]^n$	0
$f_3(x) = -\sum_{i=1}^{10} [(x - a_i)(x - a_i)^T + c_i]^{-1}$	$[0, 10]^n$	-10

其中函数 f_1 用来评估算法局部探索的能力, 函数 f_2 用来评估算法的全局开发的能力, 函数 f_3 用来评估算法解决复杂优化问题的能力。为分析 ROAHBA 算法的性能, 选取蝙蝠算法 (bat algorithm, BA)、正弦余弦算法 (sine cosine algorithm, SCA)、灰狼算法 (grey wolf optimization, GWO)、HBA 算法以及 ROAHBA 算法进行对比实验。各自运行 30 次的平均结果如图 5 及表 3 所示。

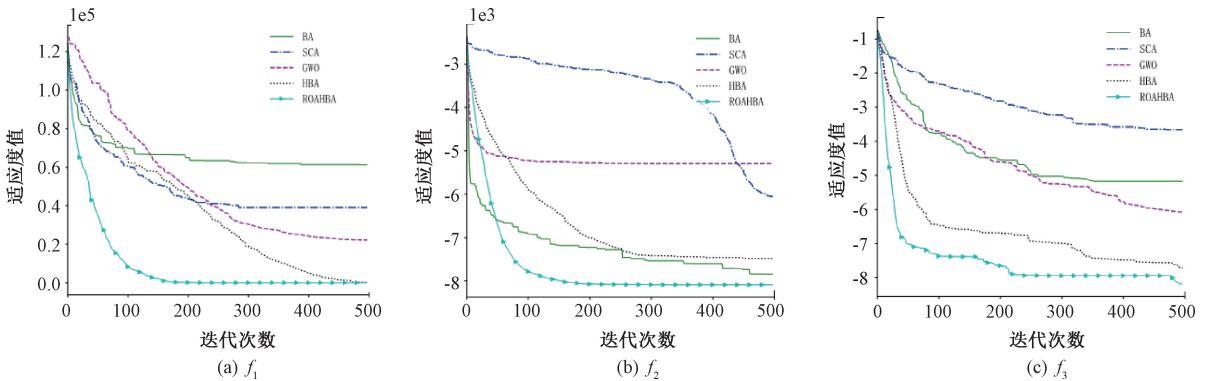


图 5 收敛曲线对比
Fig. 5 Comparative convergence curve

本文从平均收敛速度、平均最优解、平均标准差等指标, 分别在 3 类不同的 benchmark 函数下对算法的性能进行比较。在函数 f_1 测试结果中, ROAHBA 算法上述指标均优于其他算法, 即算法的局部探索能力较强。这是因为引入了 2.2.2 和 2.2.3 策略, 平衡了算法探索与开发的能力, 加快了收敛速度。在函数 f_2 测试结果中, ROAHBA 算法的全局开发能力也要优于其他算法。这是因为引入了 2.2.1 和 2.2.4 策略, 扩大了种群多样性, 提高了算法寻优能力。同样的, 在函数 f_3 测试结果中, ROAHBA 算法具有较强的解决复杂优化问题的能力。这是因为它在引入上述 4 种策略后, 提高了算法

探索与开发的能力, 加快了收敛速度, 提高了最优解质量。因此 ROAHBA 算法性能最优, 具有较强的局部探索能力以及全局开发能力, 并且能够解决复杂的优化问题。

2.4 构建目标函数

在规划末端执行器路径时, 需要满足如下条件。
1) 能够绕开目标物体到达正面, 即机械臂不能与目标物体发生碰撞。
2) 规划的末端执行器路径最短。
根据实际要求, 构建适应度函数模型, 并利用混合蜜獾算法进行机械臂末端执行器路径规划。适应度函数

表 3 算法对比结果

Table 3 The results of the algorithm comparison

函数		BA	SCA	GWO	HBA	ROAHBA
f_1	Mean	6.12×10^4	3.91×10^4	2.21×10^4	1.42×10^2	6.20×10^{-20}
	Sd	2.26×10^4	1.28×10^4	7.35×10^3	5.81×10^2	2.23×10^{-19}
	Rank	5	4	3	2	1
f_2	Mean	-7.85×10^3	-6.05×10^3	-5.29×10^3	-7.48×10^3	-8.09×10^3
	Sd	2.50×10^3	6.44×10^2	1.92×10^2	1.42×10^3	6.17×10^2
	Rank	2	4	5	3	1
f_3	Mean	-5.17	-3.66	-6.07	-7.71	-8.18
	Sd	1.98	9.03×10^{-1}	2.01	3.14	2.93
	Rank	4	5	3	2	1

注:Mean 为 30 个运行结果中最优解的平均值;Sd 为标准差;Rank 为算法性能的排名。

F_1 的表达式为:

$$F_1 = L(1 + J(d)) \tag{21}$$

式中: L 为从起点到终点进行连线的曲线长度; $J(d)$ 为障碍物威胁代价之和。

$$L =$$

$$\sum_{i=1}^n \sqrt{(X_{i+1} - X_i)^2 + (Y_{i+1} - Y_i)^2 + (Z_{i+1} - Z_i)^2} \tag{22}$$

$$J(d) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^{N_1} j_i(d_k) \tag{23}$$

式中: (X_i, Y_i, Z_i) 为第 i 个路径点的坐标; $j_i(d_k)$ 为第 i 个路径点位置时,第 k 个障碍物对机械臂的威胁代价函数。

3 基于 ROAHBA 算法的时间最优轨迹规划

3.1 构造 3-5-3 分段多项式函数

为了使机械臂在运动过程中保持平稳,需要对机械臂的运动路径进行轨迹规划。时间最优的机械臂轨迹规划是指机械臂在一定约束条件时,在相同路径上运动所用的时间最短,并且关节的位移、速度以及加速度等保持连续平滑。目前,常使用多项式插值的方式对机械臂进行轨迹规划。为满足上述条件,本文采用 3-5-3 分段多项式插值函数规划机械臂的运行轨迹。其中在两端区域使用三次多项式可以确保在边界处的平滑过渡,避免出现振荡或急剧变化。在中间区域使用五次多项式可以提供更高的插值精度,提供更接近原始数据的拟合。

$$\begin{cases} \theta_{i1}(t) = h_{i13}t^3 + h_{i12}t^2 + h_{i11}t + h_{i10} \\ \theta_{i2}(t) = h_{i25}t^5 + h_{i24}t^4 + h_{i23}t^3 + h_{i22}t^2 + h_{i21}t + h_{i20} \\ \theta_{i3}(t) = h_{i33}t^3 + h_{i32}t^2 + h_{i31}t + h_{i30} \end{cases} \tag{24}$$

式中: $i \in [1, 6]$ 为第 i 个机械臂关节; $\theta_{i1}(t)$ 、 $\theta_{i2}(t)$ 、 $\theta_{i3}(t)$ 为 3 段多项式插值函数的表达式; h_i 为多项式系数。如图 6 所示,3-5-3 分段多项式的每段轨迹包含 4 个路径点以及 3 段轨迹,因此机械臂每个关节的完整轨迹可由 3-5-3 分段多项式规划的 j 段小轨迹组合而成,其中 $j = 1, 2, 3, \dots$ 。

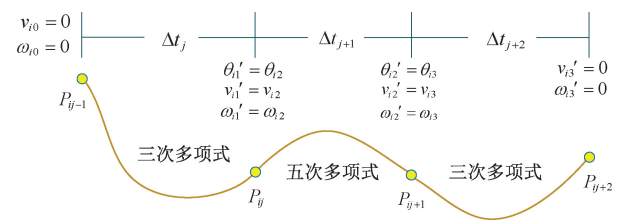


图 6 分段多项式

Fig. 6 piecewise polynomial diagram

由图 6 可知,每段 3-5-3 分段多项式轨迹包含 4 个路径点(初始点 P_{j0} 、中间点 P_{j1} 、中间点 P_{j2} 、目标点 P_{j3})以及 3 段轨迹运行所需的时间(Δ_{i1} 、 Δ_{i2} 、 Δ_{i3})。根据 3-5-3 分段多项式中第 1、2、3 段轨迹的关节位置、速度、加速度等关系,可求得关于多项式未知系数的矩阵 h :

$$h = [h_1 \quad h_2 \quad h_3]^T = \begin{bmatrix} H_1 & H_2 \\ H_3 & H_4 \end{bmatrix}^{-1} B \tag{25}$$

式中:

$$\begin{cases} h_1 = [h_{i13} & h_{i12} & h_{i11} & h_{i10}] \\ h_2 = [h_{i25} & h_{i24} & h_{i23} & h_{i22} & h_{i21} & h_{i20}] \\ h_3 = [h_{i33} & h_{i32} & h_{i31} & h_{i30}] \end{cases} \tag{26}$$

$$\mathbf{H}_1 = \begin{bmatrix} t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{H}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ t_2^2 & t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 2t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & t_3^3 & t_3^2 & t_3 & 1 \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\mathbf{H}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$\mathbf{H}_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 3t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 6t_3 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \theta_{i3} & 0 & 0 & \theta_{i0} & 0 & 0 & \theta_{i2} & \theta_{i1} \end{bmatrix} \quad (31)$$

式中: $h_1 \sim h_3$ 为3段多项式的系数; $\mathbf{H}_1 \sim \mathbf{H}_4$ 是与时间 $\Delta_{i1} \sim \Delta_{i3}$ 有关的矩阵; $\mathbf{B}$ 是与位置 $P_{i0} \sim P_{i3}$ 有关的矩阵; $\theta_{i0} \sim \theta_{i3}$ 为第 i 个关节在位置 $P_{i0} \sim P_{i3}$ 处的逆解。

3.2 时间最优轨迹规划

有时为了进一步优化机械臂轨迹,在保证关节位移、速度以及加速度连续且平滑的基础上,根据任务特点还需要保证机械臂关节运动的时间、冲击或者能量等达到最优。本文轨迹规划最终需要满足的目标条件是时间区间 $[t_k, t_{k+1}]$ 内,机械臂在满足运动学约束的条件下,保证优化后的机械臂末端路径轨迹与优化前差距较小,曲线转折角度较小,并且关节位移、速度、加速度连续平滑以及运动总时间最短。根据任务要求,构建时间最优轨迹规划的目标函数 $F_2(t)$:

$$F_2(t) = \begin{cases} \sum_{k=j}^{n-j} (t_{k+1} - t_k) = \sum_{k=j}^{n-j} \Delta t_{ik}, & S(t) \notin \emptyset \\ \infty, & S(t) \in \emptyset \end{cases} \quad (32)$$

式中: $S(t)$ 为运动约束条件,包括3种不等式约束:关节位移(旋转角度)极限、角速度极限和角加速度极限。满足约束条件时, $S(t) \notin \emptyset$; 不满足约束条件时, $S(t) \in \emptyset$ 。3种不等式约束如下所示:

$$\begin{cases} \theta_{i_{\min}} \leq \theta_i(t) \leq \theta_{i_{\max}} \\ v_{i_{\min}} \leq v(t) \leq v_{i_{\max}} \\ \omega_{i_{\min}} \leq \omega_i(t) \leq \omega_{i_{\max}} \end{cases} \quad (33)$$

式中: $i=1, 2, \dots, 6$, 表示机械臂的6个关节; θ, v 和 w 代表每个关节的位移、角速度以及角加速度极限。

由于时间最优轨迹规划问题需求解时间最优解,因此本文以式(24)为多项式插值函数,式(32)为目标函数,式(33)为约束条件,结合2.2节的 ROAHBA 算法,在时间构成的最优解集合中寻找满足约束条件的最优解,从而完成机械臂时间最优的轨迹规划任务。

3.3 轨迹规划基本步骤

轨迹规划伪代码如算法1, 其中 $X = \{X'_i \cup X_i\}$ 。

算法1 时间最优轨迹规划算法

设置参数 N_p, lb_i, ub_i 以及 $T_{\max}$

使用式(15)和(16)计算种群 X

用目标函数式(32)评估种群 X 的适应度并赋值给 f_i

选择种群 X 的前 N_p 个最优的个体作为初始种群 x_i

保存全局最优解 X_{prey} 及其适应度 f_{prey}

while $t \leq T_{\max}$ **do**

for $i = 1$ **to** N_p **do**

根据个体状态使用式(18)或式(19)更新个体位置。

使用式(24)求解关节的位移 D 、速度 V 以及加速度 A

使用式(33)判断 D, V, A 是否超出限定范围

使用式(32)评估当前最优时间 X_{new} 及其适应度 f_{new}

if $f_{\text{new}} < f_i$ **then**

设置 $X_{\text{prey}} = X_{\text{new}}, f_{\text{prey}} = f_{\text{new}}$.

end if

if $f_{\text{new}} < f_{\text{prey}}$ **then**

设置 $X_{\text{prey}} = X_{\text{new}}, f_{\text{prey}} = f_{\text{new}}$

end if

end for

end while 停止条件满足

Return 最优解 X_{prey}

4 实验验证

4.1 数值仿真实验

本文根据最优运动规划的原理(图 7)进行相应的数值仿真实验。

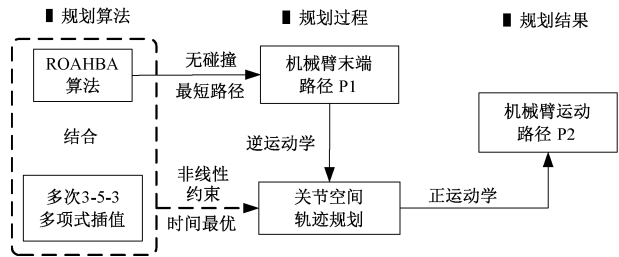


图 7 原理图概述
Fig. 7 Schematic overview

为了减少其他因素对实验的干扰,所有数值仿真实验均在 Python3.9 软件平台上运行。在路径规划过程中,设 ROAHBA 算法的种群数量 $N_p = 150$,总迭代次数 $T_{\max} = 100$,下边界 $lb_i = -85\text{ cm}$,上边界 $ub_i = 85\text{ cm}$,绝对规避区宽度 $r = 1\text{ cm}$ 。本文设置两种实验环境:

1) 环境 1,末端执行器的初始位置为 $(6.47\text{ cm}, 7.14\text{ cm}, 90.67\text{ cm})$,目标位置为 $(45.31\text{ cm}, 47.85\text{ cm}, 10.11\text{ cm})$,障碍物为待抓取物体。

2) 环境 2,末端执行器的初始位置为 $(-42.50\text{ cm}, -19.14\text{ cm}, 30.71\text{ cm})$,目标位置为 $(49.22\text{ cm}, 49.90\text{ cm}, 10.00\text{ cm})$,障碍物有 4 个,其中障碍物为待抓取物体。

利用 ROAHBA 算法进行机械臂末端的路径规划,并采用对比实验验证该算法的可行性和有效性,实验结果如图 8 及表 4 所示。

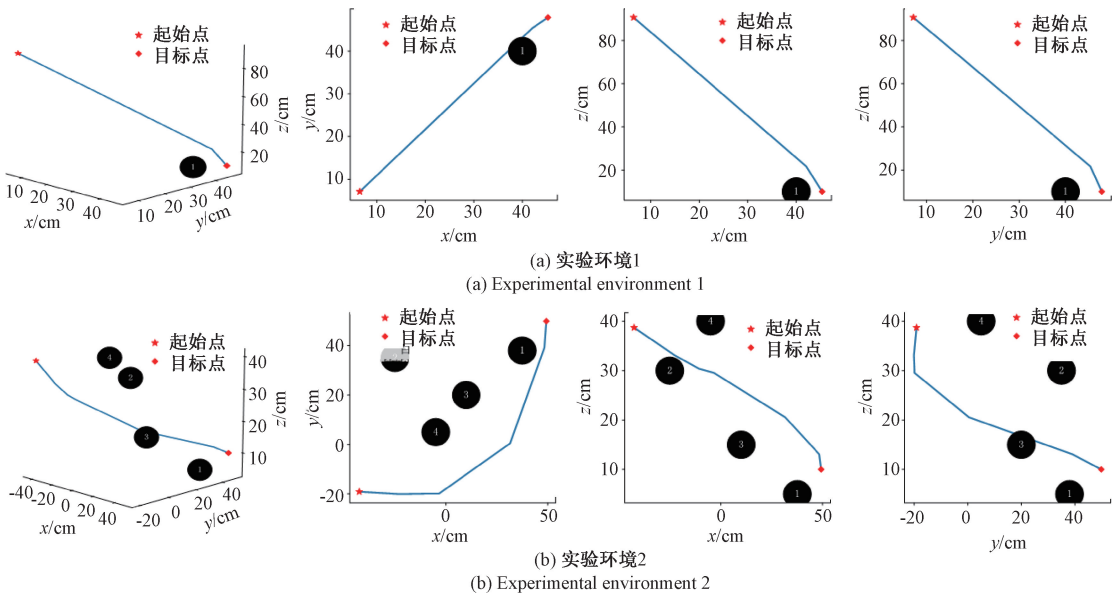


图 8 ROAHBA 算法的机械臂末端执行器路径规划
Fig. 8 Path planning of the manipulator end-effector using ROAHBA algorithm

表 4 末端执行器路径对比结果

算法	实验环境 1		实验环境 2	
	路径长度	总转折角度	路径长度	总转折角度
	/cm	/($^{\circ}$)	/cm	/($^{\circ}$)
BA	111.301 7	78.325 5	244.303 2	222.644 3
SCA	103.840 3	73.396 9	173.137 3	298.226 1
GWO	99.029 1	24.118 0	193.402 4	272.666 3
HBA	98.935 5	18.288 2	139.609 1	166.203 7
ROAHBA	98.933 2	18.251 7	135.717 4	95.796 1

由图 8 可以看出,ROAHBA 算法能够规划出无碰撞的机械臂末端执行器路径。由表 4 可知,相比其他 4 种算法,该算法规划的末端执行器路径最小缩短 0.002 3 cm,最大缩短 108.585 8 cm,并且总转折角度最小减少 0.036 5 $^{\circ}$,最大减少 126.848 2 $^{\circ}$ 。这是因为该算法引入的 4 种策略提高了算法探索与开发的能力以及最优解的质量。因此该算法能够规划出最短的无碰撞末端执行器路径。

将实验环境 1 中的路径点数据进行逆运动学求解,然后采用 ROAHBA 算法进行关节空间下的时间最优轨迹规划。在时间最优轨迹规划过程中,设 ROAHBA 算法

的种群数量 $N_p=100$, 总迭代次数 $T_{\max}=80$, 下边界 $lb_i=0\text{ s}$, 上边界 $ub_i=20\text{ s}$ 。其中各关节约束条件 $\theta\in[-180^\circ, 180^\circ]$, $v\in[-10^\circ, 10^\circ]$, $w\in[-7.5^\circ, 7.5^\circ]$ 。在上述参

数保持相同的情况下, 本文通过大量实验, 验证 3-5-3 分段多项式插值次数 j 对机械臂时间最优轨迹规划的影响。下面给出实验结果, 如图 9 及表 5 所示。

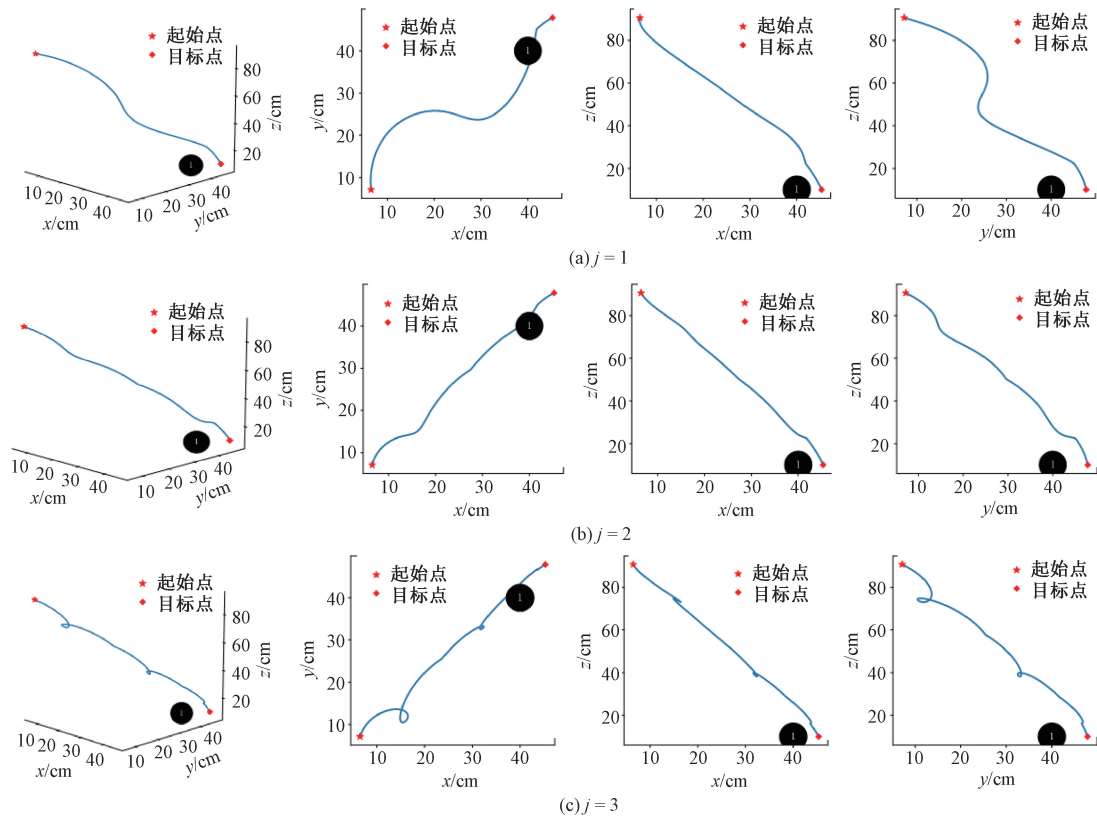


图 9 机械臂末端执行器路径优化

Fig. 9 Path optimization of the manipulator end-effector

表 5 时间最优轨迹优化结果

Table 5 Time-optimal trajectory optimization results

次数 j	路径长度/cm	总转折角/($^\circ$)	寻优时间/s	运动时间/s
1	106.10	1.85×10^{-5}	23.24	58.39
2	100.62	7.81×10^{-6}	29.53	48.43
3	113.99	9.70×10^{-6}	51.80	55.47
10	149.42	3.23×10^{-4}	171.63	85.07
50	170.48	2.91×10^{-2}	873.70	193.94

由图 9 可知, 虽然 3-5-3 分段多项式次数 $j=1\sim j=3$ 时优化出的末端路径平滑, 但 $j=1$ 时优化的轨迹与图 8 规划出的路径差距较大, $j=3$ 时优化的轨迹存在螺旋状态, 不利于机械臂运动。而 $j=2$ 时优化的轨迹不仅平滑, 而且更接近图 8 规划出的路径。

由表 5 可知, 相较于 $j=1$ 的结果, $j=2$ 时, ROAHBA 算法寻优时间较大, 但路径长度、曲线总转折角度以及机械臂关节运动总时间较小。从表 5 也可以看出, 随着 j 增

大, 路径长度、曲线总转折角度、寻优时间以及关节运动总时间都会增大。为了满足时间最优的条件, 缩短关节运动总时间以及寻优时间, 减少路径长度以及曲线总转折角度, 本文采用 2 次 3-5-3 分段多项式插值函数对机械臂进行时间最优的轨迹规划。

在得到 $j=2$ 后, 结合寻优算法进行对比实验, 验证 ROAHBA 算法进行时间最优轨迹规划的可行性和有效性, 实验结果如表 6 所示。ROAHBA 算法在两个时间段内的运行时间均小于其他 4 种算法, 且总运行时间最小缩减 24.91 s, 最大缩减 45.07 s, 这是因为 ROAHBA 算法引入的 4 种策略, 扩大了种群多样性, 提高了算法寻优能力。因此 ROAHBA 算法结合 2 次 3-5-3 多项式插值能够规划出时间最优关节轨迹。

根据上述 ROAHBA 算法的实验结果得到各关节最优时间, 如表 7 所示。机械臂各个关节在运动过程当中, 需要保证同时到达相应的路径点, 因此选择对应时间的最大值作为该过程的运动时间, 故 ROAHBA 算法规划出的第 1 段最优时间间隔为 $\Delta_1 t_1=7.67\text{ s}$, $\Delta_1 t_2=2.50\text{ s}$ 和 $\Delta_1 t_3=6.20\text{ s}$, 总时间 $\Delta_1=16.37\text{ s}$ 。第 2 段最优时间间

表 6 时间最优对比结果

Table 6 Time-optimal trajectory optimization results

(s)					
时间	BA	SCA	GWO	HBA	ROAHBA
时间 1	28. 73	18. 84	16. 41	16. 70	16. 37
时间 2	64. 77	54. 50	58. 95	74. 46	32. 06
总和	93. 50	73. 34	75. 36	91. 16	48. 43

隔为 $\Delta_2t_1=6.43\text{ s}$, $\Delta_2t_2=4.13\text{ s}$ 和 $\Delta_2t_3=21.50\text{ s}$, 总时间 $\Delta_2=32.06\text{ s}$ 。根据上述时间段数据, 利用 3-5-3 分段多项式计算出机械臂各关节的位移、速度、加速度以及加速度变化率, 具体结果如图 10 所示。

表 7 各关节时间最优结果

Table 7 Time-optimal results of each joint

关节	时间	时间	时间	时间	时间	时间
	Δ_1t_1/s	Δ_1t_2/s	Δ_1t_3/s	Δ_2t_1/s	Δ_2t_2/s	Δ_2t_3/s
1	7. 26	0. 50	2. 23	1. 84	0. 44	1. 03
2	0. 25	2. 33	5. 53	6. 43	2. 91	4. 53
3	7. 67	1. 65	1. 86	2. 68	2. 46	3. 56
4	7. 34	2. 50	6. 20	4. 38	0. 47	1. 61
5	6. 94	1. 23	2. 55	2. 30	3. 00	1. 35
6	2. 29	0. 66	2. 19	2. 33	4. 13	21. 50

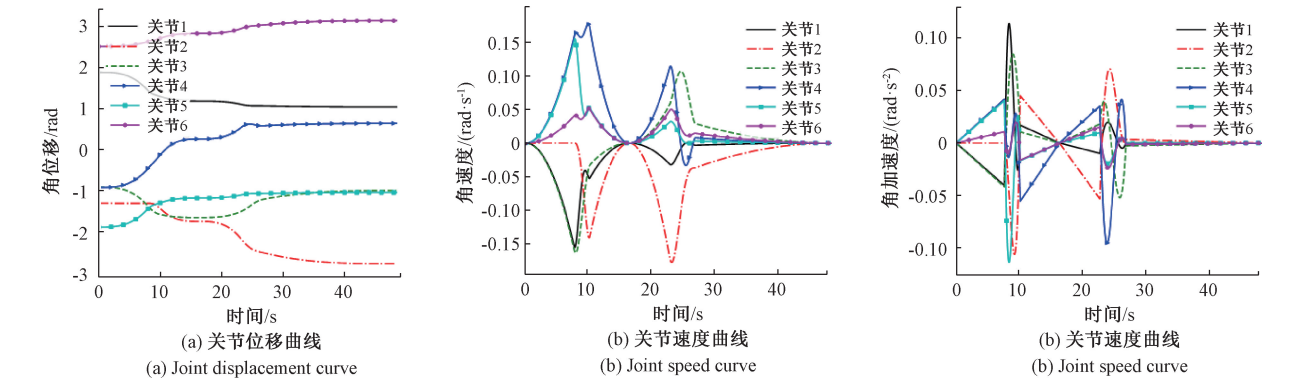


图 10 机械臂关节轨迹优化

Fig. 10 Joint trajectory optimization diagram of the manipulator

由图 10 可知, ROAHBA 优化出的关节轨迹结果满足了非线性约束条件, 并且各关节的位移、速度以及加速度均连续平滑, 有效的解决了机械臂时间最优的轨迹规划问题, 因此 ROAHBA 算法优化机械臂轨迹具有可行性。

4.2 真实环境实验

为了证明基于 ROAHBA 算法的机械臂路径规划以

及时间最优轨迹规划结果的真实性、可靠性以及有效性, 本文通过 UR5 机械臂抓取实验进行实际验证, 其中参数设置与 4.1 节相同。部分时刻机械臂在运动过程中的结果如图 11 以及表 8 所示。

由图 11 和表 8 可知, UR5 机械臂在抓取任务中能够按照 ROAHBA 算法规划出的路径轨迹进行运动, 并且

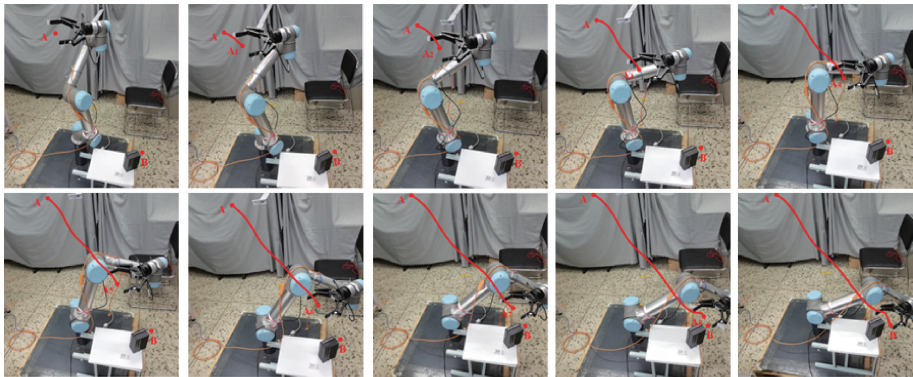


图 11 机械臂运动规划

Fig. 11 Motion planning diagram of the manipulator

表 8 机械臂运动规划结果
Table 8 Results of manipulator motion planning

时间/s	关节角/rad	位置/cm
0	[1. 886, -1. 306, -0. 914, -0. 921, -1. 886, 2. 513]	[6. 470, 7. 140, 90. 670]
6. 89	[1. 599, -1. 306, -1. 211, -0. 625, -1. 599, 2. 589]	[10. 331, 12. 753, 82. 360]
8. 15	[1. 418, -1. 306, -1. 402, -0. 433, -1. 418, 2. 638]	[14. 505, 14. 302, 75. 902]
10. 35	[1. 279, -1. 485, -1. 591, -0. 066, -1. 279, 2. 732]	[20. 660, 22. 636, 63. 325]
12. 56	[1. 205, -1. 682, -1. 637, 0. 178, -1. 205, 2. 803]	[25. 680, 28. 329, 53. 722]
21. 12	[1. 153, -1. 896, -1. 603, 0. 357, -1. 153, 2. 869]	[30. 385, 33. 324, 44. 979]
23. 08	[1. 104, -2. 162, -1. 513, 0. 533, -1. 104, 2. 946]	[35. 613, 38. 180, 33. 763]
24. 76	[1. 069, -2. 406, -1. 357, 0. 621, -1. 069, 3. 008]	[40. 041, 42. 116, 24. 103]
30. 54	[1. 057, -2. 629, -1. 119, 0. 606, -1. 057, 3. 081]	[43. 571, 46. 724, 16. 900]
48. 43	[1. 043, -2. 782, -0. 999, 0. 639, -1. 043, 3. 142]	[45. 310, 47. 850, 10. 110]

在运动过程中各关节的位移、速度以及加速度均连续平滑。因此该算法能够解决机械臂在抓取任务中的运动规划问题,并且具有较高的有效性和可靠性。

5 结 论

本文针对六自由度机械臂末端执行器路径及关节空间下轨迹的最优规划问题,提出一种基于 ROAHBA 算法和 3-5-3 分段多项式插值的两步运动规划方法。首先,利用改进的 ROAHBA 算法设计末端执行器无碰撞且最短的路径规划方法,并将其作为期望末端路径以引导关节轨迹规划过程。其次,在关节空间下,结合 ROAHBA 算法和 2 次 3-5-3 分段多项式插值算法提出满足约束条件的时间最优轨迹规划策略,以提高轨迹平滑性和运动时间最优性,同时降低与机械臂末端执行器所规划路径的差异。其中 ROAHBA 算法能够平衡算法探索和开发的能力,加快收敛速度,提高算法寻优能力,从而缩短路径长度与运行时间。最后,通过数值仿真以及抓取实验,验证了本文所提方法与其他 4 种算法相比,规划的路径长度最小缩短 0. 002 3 cm,最大缩短 108. 585 8 cm,关节运动时间最小缩减 24. 91 s,最大缩减 45. 07 s,并以 UR5 机械臂抓取实验为例检验了该方法的可行性。

参考文献

[1] JEONG I, LEE S, KIM J. Quick-RRT*: Triangular inequality-based implementation of RRT* with improved initial solution and convergence rate[J]. Expert Systems

With Applications, 2019, 123(1): 82-90.
[2] PILANIA V, GUPTA K. Mobile manipulator planning under uncertainty in unknown environments [J]. The International Journal of Robotics Research, 2018, 37(2-3):316-339.
[3] 李扬,张蕾,李鹏飞,等. 基于改进 RRT 结合 B 样条的机械臂运动规划方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(1): 254-263.
LI Y, ZHANG L, LI P F, et al. Motion planning method of manipulator based on improved RRT combined with B-Spline [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(1): 254-263.
[4] 骆海涛,孙嘉泽,高鹏宇,等. 基于改进 RRT~* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 303-313.
LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Research on global path planning for intelligent wheelchair based on improved RRT ~* algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.
[5] 江明,王飞,葛愿,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(02): 113-121.
JIANG M, WANG F, GE Y, et al. Path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 113-121.
[6] 李艳生,万勇,张毅,等. 基于人工蜂群-自适应遗传

- 算法的仓储机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 282-290.
- LI Y SH, WAN Y, ZHANG Y, et al. Path planning of warehouse robot based on artificial swarm-adaptive genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(4): 282-290.
- [7] 双丰, 刘旭元, 李少东, 等. 基于 GPF-RRT~* 的机械臂自主运动规划[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(4): 1174-1185.
- SHUANG F, LIU X W, LI SH D, et al. Autonomous motion planning of manipulator based on GFF-RRT~* [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(4): 1174-1185.
- [8] 宋勇, 张蕾, 田荣, 等. 复杂多场景下机械臂避障运动规划方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2023, 41(3): 500-509.
- SONG Y, ZHANG L, TIAN R, et al. Research on obstacle avoidance motion planning method of Mechanical arm in complex multi-scene[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2023, 41(3): 500-509.
- [9] JUNTING F, GANG C, QING X J, et al. Path planning strategy for a manipulator based on a heuristically constructed network[J]. Machines, 2022, 10(2): 71.
- [10] JWAD I K, YUEGANG T, RUIYA L. Comparison study of the PSO and SBPSO on universal robot trajectory planning[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1518.
- [11] HUANG J S, HU P F, WU K Y, et al. Optimal time-jerk trajectory planning for industrial robots [J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 121: 530-544.
- [12] HU X, WU H, SUN Q L, et al. Robot time optimal trajectory planning based on improved simplified particle swarm optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2023, 11: 44496-44508.
- [13] 李虎, 刘泓滨. 基于改进 PSO 算法的时间最优机械臂轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(1): 29-33.
- LI H, LIU H B. Trajectory planning of time-optimal manipulator based on improved PSO algorithm [J]. Modular Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2023(1): 29-33.
- [14] HASHIM F A, HOUSSEIN E H, HUSSAIN K, et al. Honey badger algorithm: New metaheuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2022, 192: 84-110.
- [15] 贾鹤鸣, 饶洪华, 王琢, 等. 基于改进蜜獾算法的无人机三维路径规划[J]. 龙岩学院学报, 2022, 40(5): 18-25.
- JIA H M, RAO H H, WANG ZH, et al. UAV 3D path planning based on improved Honey Badger algorithm[J]. Journal of Longyan University, 2022, 40(5): 18-25.
- [16] HU G, ZHONG J Y, WEI G. SaCHBA_PDN: Modified honey badger algorithm with multi-strategy for UAV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 223: 119941.
- [17] ASHA A, ARUNACHALAM R, POONGUZHALI I, et al. Optimized RNN-based performance prediction of IoT and WSN-oriented smart city application using improved honey badger algorithm [J]. Measurement, 2023, 210: 112505.
- [18] AHMED F, HEGAZY R, SEYDALI F, et al. An efficient honey badger algorithm for scheduling the microgrid energy management [J]. Energy Reports, 2023, 9: 2058-2074.
- [19] 牛天利, 于丽霞, 刘吉, 等. 基于蜜獾算法的破片序列图像多阈值分割[J]. 测控技术, 2023, 42(1): 92-98.
- NIU T L, YU L X, LIU J, et al. Multi-threshold segmentation of fragment sequence image based on Honey Badger algorithm [J]. Measurement and Control Technology, 2023, 42(1): 92-98.
- [20] NASSEF A M, HOUSSEIN E H, HELMY B E, et al. Modified honey badger algorithm based global MPPT for triple-junction solar photovoltaic system under partial shading condition and global optimization[J]. Energy, 2022, 254(PA): 124363.
- [21] 谢国民, 王嘉良. 基于混合采样与 IHBA-SVM 的变压器故障辨识方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 77-85.
- XIE G M, WANG J L. Transformer Fault identification method based on Mixed sampling and IHBA-SVM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 77-85.
- [22] HASHIM A F, HUSSAIN K, HOUSSEIN H E, et al. Archimedes optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Applied Intelligence, 2020, 51(3): 1-21.

作者简介



黄成,2012 年于哈尔滨工程大学获得硕士学位,2018 年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为航天器姿轨控制及自主交会对接、空间非合作目标捕获、群体智能。

E-mail: huangchengsunxi@163.com

Huang Cheng received his M.Sc. degree from Harbin Engineering University in 2012, Ph.D. degree from Harbin Industry University in 2018. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include spacecraft attitude and orbit control and autonomous rendezvous and docking, space non-cooperative target acquisition and swarm intelligence.



王涛,2021 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学硕士研究生,主要研究方向为航天器交会和机械臂捕获的运动规划。

E-mail: 1225941055@qq.com

Wang Tao received his B.Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2021. Now he is a M. Sc. candidate of Harbin University of Science and Technology. His main research interests include motion planning of spacecraft rendezvous and robotic arm acquisition.



许家忠(通信作者),2002 年于东北农业大学获得硕士学位,2007 年于哈尔滨理工大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授,主要研究方向为机器人智能控制、工业机器人技术和智能装备及机电一体化技术。

E-mail: xujiazhong@126.com

Xu Jiazhong (Corresponding author) received his M.Sc. degree from Northeast Agricultural University in 2002, Ph.D. degree from Harbin University of Science and Technology in 2007. Now he is a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include intelligent robot control, industrial robot technology, intelligent equipment and mechatronics technology.