

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.60150

基于改进浣熊优化算法的食品分拣机器人机械臂时间最优轨迹规划

蒋金伟¹ 杨启志² 刘进福¹ 张壮壮³(1. 常州工业职业技术学院, 江苏 常州 213164; 2. 江苏大学, 江苏 镇江 212013;
3. 河海大学, 江苏 常州 213022)

摘要: [目的] 提高食品分拣机器人机械臂空间最优时间轨迹规划效率和稳定性。[方法] 提出一种基于改进浣熊优化算法的食品分拣机器人机械臂时间最优轨迹规划方法。建立 UR5 六自由度机械臂模型, 采用 3-5-3 多项式插值方法构造机械臂运动轨迹。借鉴光学折射物理现象对浣熊优化算法进行改进, 利用改进后的浣熊优化算法优化求解机械臂轨迹规划问题, 在满足角度、角速度、角加速度约束条件的同时尽可能缩短关节运动时间。[结果] 仿真结果表明, 与其他 3 种时间最优轨迹规划方法相比, 所提方法轨迹运行时间降低了 14.58%, 21.20%, 4.18%。[结论] 所提方法能够缩短机械臂运行时间, 有效提高机械臂工作效率。

关键词: 食品分拣; 机械臂; 浣熊优化算法; 轨迹规划

Time-optimal trajectory planning for food sorting robot arms based on improved coati optimization algorithm

JIANG Jinwei¹ YANG Qizhi² LIU Jinfu¹ ZHANG Zhuangzhuang³

(1. Changzhou Vocational Institute of Industry Technology, Changzhou, Jiangsu 213164, China; 2. Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China; 3. Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China)

Abstract: [Objective] To improve the efficiency and stability of spatial optimal time trajectory planning for food sorting robot arms. [Methods] A time-optimal trajectory planning method for food sorting robot arms based on an improved coati optimization algorithm (COA) was proposed. A UR5 six-degree-of-freedom robot arm model was established, and the 3-5-3 polynomial interpolation method was used to construct the motion trajectory of the robot arms. Drawing inspiration from the physical phenomenon of optical refraction, the COA was improved. The improved COA (ICOA) was then applied to optimize and solve the trajectory planning problem of robotic arms while satisfying constraints on angle, angular velocity, and angular acceleration, aiming to minimize joint motion time as much as possible. [Results] Simulation results showed that, compared with three other time-optimal trajectory planning methods, the proposed method reduced trajectory execution time by 14.58%, 21.20%, and 4.18%, respectively. [Conclusion] The proposed method effectively shortens the robot arms' operating time and significantly improves their working efficiency.

Keywords: food sorting; mechanical arm; coati optimization algorithm; trajectory planning

随着智能制造技术的不断创新与发展, 机器人机械臂被广泛应用于食品工业自动分拣领域^[1-2], 高效运用机械臂分拣不同点位上的食品对食品加工企业提高经济效

益具有重要意义^[3-4]。机械臂运动轨迹优化是机械臂高效分拣的重要研究方向之一^[5], 特别是运行时间最优化对提高食品行业生产效率、节约生产成本具有深远影响^[6]。

基金项目: 江苏省自然科学基金(编号: BK20220241); 江苏省产学研合作项目(编号: BY20230916)

通信作者: 蒋金伟(1980—), 男, 常州工业职业技术学院副教授, 硕士。E-mail: oggslq@yeah.net

收稿日期: 2024-09-11 改回日期: 2025-02-07

引用格式: 蒋金伟, 杨启志, 刘进福, 等. 基于改进浣熊优化算法的食品分拣机器人机械臂时间最优轨迹规划[J]. 食品与机械, 2025, 41(3): 81-87.

Citation: JIANG Jinwei, YANG Qizhi, LIU Jinfu, et al. Time-optimal trajectory planning for food sorting robot arms based on improved coati optimization algorithm[J]. Food & Machinery, 2025, 41(3): 81-87.

机械臂时间最优轨迹规划通常定义为在满足关节角度、角速度、角加速度等约束条件下,尽可能缩短机械臂运行时间。在食品分拣点到点应用场景,机械臂关节空间轨迹规划是目前主要的研究内容。Hu 等^[7]利用 3-5-3 多项式插值方法建立机械臂轨迹,并采用简化后的粒子群算法优化求解时间最优目标函数,实现了机械臂平稳运行,但关节加速度连续性需要进一步研究。谢能斌等^[8]将模拟退火算法与粒子群算法(SA-PSO)融合,并采用 5-7-5 多项式规划机械臂轨迹,有效缩短了机械臂的运行时间,但是 SA-PSO 算法收敛效率不高的缺陷需要进一步改进。黄成等^[9]利用多次多项式插值算法构建机械臂轨迹,并利用混合蜜獾算法优化关节运动时间,但是该方法在相邻多项式转换处的平滑性得不到保证。综合上述研究,机械臂时间最优轨迹规划问题可以分为两个步骤,即先使用多项式插值方法建立机械臂的运行轨迹,然后使用群智能算法优化求解机械臂关节运行时间,因此,关节运行的平稳性以及智能优化算法全局优化性能是影响机械臂时间最优轨迹规划的关键因素。

为有效提高食品分拣机器人机械臂空间最优时间轨迹规划的效率和稳定性,研究拟从机械臂轨迹构造和关节运行时间优化两个角度出发,以 UR5 六自由度机械臂模型为研究对象,采用计算量小且关节运行曲线连续性好的 3-5-3 多项式插值方法构造机械臂运动轨迹,通过对浣熊优化算法(coati optimization algorithm, COA)^[10]进行改进实现对运行时间的最优化求解,最后通过仿真试验来验证改进 COA(improved COA, ICOA)全局寻优性能和所提机械臂时间最优轨迹规划方法的有效性。

1 食品分拣机械臂建模

以 UR5 六自由度机械臂模型为研究对象,UR5 机械臂工作半径为 850 mm,关节转动范围为±360°,有效负载 5 kg。UR5 模型及 D-H 坐标系如图 1 所示,根据 D-H 坐标系,得到对应关节角度、连杆长度、连杆偏移、连杆扭转角度等 D-H 参数,见表 1。

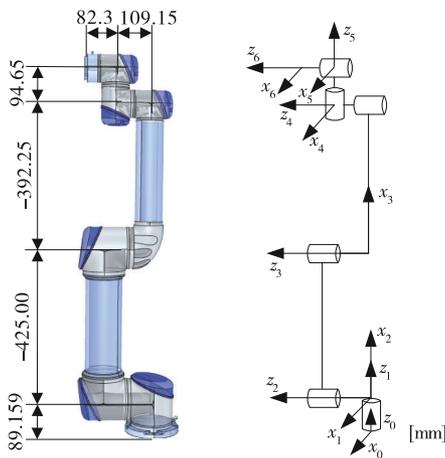


图 1 UR5 模型及 D-H 坐标系
Figure 1 UR5 model and D-H coordinate system

表 1 D-H 参数

Table 1 D-H parameters

关节编号/ <i>i</i>	关节角度 $\theta_i/^\circ$	连杆长度 a_i/mm	连杆偏移 d_i/mm	连杆扭转角度 $\alpha_i/^\circ$
1	θ_1	0	89.159	$\pi/2$
2	θ_2	-425.00	0	0
3	θ_3	-392.25	0	0
4	θ_4	0	109.150	$\pi/2$
5	θ_5	0	94.650	$-\pi/2$
6	θ_6	0	82.300	0

1.1 正逆运动学分析

机械臂正运动学是指根据 6 个关节已知角度来推导末端执行器姿态,根据 D-H 参数法可以得到第 $i-1$ 个坐标系到第 i 个坐标系的变换矩阵 ${}^{i-1}T_i (1 \leq i \leq 6)$ 。

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

因此,机械臂正运动学最终变换矩阵 0T_6 为:

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

式中:

n, o, a ——方向向量;

$R_{3 \times 3}$ ——末端执行器姿态相对基座坐标系变换矩阵;

P ——末端执行器姿态相对基座坐标系位置变换矢量。

机械臂逆运动学是指已知变换矩阵 0T_6 来求解 6 个关节角,可以采用解析法和几何投影法^[9]对逆运动学进行求解,即式(2)分别左乘 ${}^0T_1, {}^1T_2, {}^2T_3, {}^3T_4, {}^4T_5, {}^5T_6$ 逆矩阵,可以得到 6 个关节角度计算表达式。

1.2 3-5-3 多项式插值

利用 3-5-3 多项式插值方法构造机械臂轨迹,设定机械臂起始点 X_{star} 、终止点 X_{end} 以及两个路径点 X_{i1}, X_{i2} , 共计 4 个插值点,且 4 个插值点处关节信息已知,则在 X_{star}, X_{i1} 间(第 1 阶段)和 X_{i2}, X_{end} 间(第 3 阶段)采用三次多项式插值方法构造轨迹,在 X_{i1}, X_{i2} 间(第 2 阶段)采用五次多项式插值方法构造轨迹,形成 3-5-3 多项式插值,其可以描述为:

$$\begin{cases} \theta_{i1}(t) = a_{i10} + a_{i11}t_1 + a_{i12}t_1^2 + a_{i13}t_1^3 = \sum_{k=0, j=1}^3 a_{ijk}t_1^k \\ \theta_{i2}(t) = a_{i20} + a_{i21}t_2 + a_{i22}t_2^2 + a_{i23}t_2^3 + a_{i24}t_2^4 + a_{i24}t_2^5 = \sum_{k=0, j=2}^5 a_{ijk}t_1^k \\ \theta_{i3}(t) = a_{i30} + a_{i31}t_3 + a_{i32}t_3^2 + a_{i33}t_3^3 = \sum_{k=0, j=1}^3 a_{ijk}t_1^k \end{cases} \quad (3)$$

式中:

$\theta_{i1}(t), \theta_{i2}(t), \theta_{i3}(t)$ ——第*i*个关节的角度在第1阶段、第2阶段、第3阶段规划函数;

a_{ijk} ——第*i*个关节在第*j*个阶段对应的第*k*项系数。

$$\begin{cases} \theta_{i1}(T_1) = \theta_{i2}(0), \theta_{i2}(T_2) = \theta_{i3}(0) \\ \dot{\theta}_{i1}(0) = 0, \dot{\theta}_{i1}(T_1) = \dot{\theta}_{i2}(0), \dot{\theta}_{i2}(T_2) = \dot{\theta}_{i3}(0), \dot{\theta}_{i3}(T_3) = 0, \\ \ddot{\theta}_{i1}(0) = 0, \ddot{\theta}_{i1}(T_1) = \ddot{\theta}_{i2}(0), \ddot{\theta}_{i2}(T_2) = \ddot{\theta}_{i3}(0), \ddot{\theta}_{i3}(T_3) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中:

T_1, T_2, T_3 ——第1阶段、第2阶段、第3阶段运行时间, *s*;

$\dot{\theta}$ ——关节角速度, (°)/*s*;

$\ddot{\theta}$ ——关节角加速度, (°)/*s*²。

联立式(3)和式(4)可以求解得到6个关节3个阶段对应多项式系数。在以往使用3-5-3多项式插值方法时,通常结合经验人为确定*T*₁、*T*₂、*T*₃具体取值,不利于提高机械臂运行效率,为此采用智能优化算法对机械臂运行时间进行最优化求解,其目标优化函数、约束条件为:

$$\begin{aligned} f &= \min(T_1 + T_2 + T_3) \\ s.t. & \begin{cases} \theta_{i, \min} \leq \theta_i(t) \leq \theta_{i, \max} \\ |\dot{\theta}_i(t)| \leq \dot{\theta}_{i, \max} \\ |\ddot{\theta}_i(t)| \leq \ddot{\theta}_{i, \max} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中:

$\theta_{i, \max}, \theta_{i, \min}$ ——第*i*个关节的最大、最小角位移, °;

$\dot{\theta}_{i, \max}$ ——第*i*个关节的最大角速度, (°)/*s*;

$\ddot{\theta}_{i, \max}$ ——第*i*个关节的最大角加速度, (°)/*s*²。

2 改进浣熊优化算法

浣熊优化算法(coati optimization algorithm, COA)作为一种仿生启发式计算技术,具有实现容易、收敛精度高等优点^[11]。COA假定种群内目标函数值最好的个体为猎物位置,当猎物从树上掉落,COA随机选取1个位置赋予猎物,种群内个体根据这个随机位置进行移动更新;当种群受到捕食者攻击,浣熊选择尽可能逃离捕食者的方式进行更新。COA更新方式可以描述为:

$$x_{i,j}^{p1} = \begin{cases} x_{i,j} + r \times (B_j^G - I \times x_{i,j}), F_{B^G} < F_i \\ x_{i,j} + r \times (x_{i,j} - B_j^G), F_{B^G} \geq F_i \end{cases}, i = [N/2] + 1, \dots, N; j = 1, \dots, m, \quad (6)$$

$$x_{i,j}^{p2} = x_{i,j} + (1 - 2r) \times [L_j^{local} + r \times (U_j^{local} - L_j^{local})], i = 1, 2, \dots, N; j = 1, \dots, m, \quad (7)$$

为使得规划轨迹更加平滑,引入角度、角速度、角加速度约束条件,即*X*_{star}、*X*_{end}点处角速度、角加速度为0, *X*₁₁、*X*₁₂点处前后两个阶段关节位置、角速度、角加速度相同。其可以描述为:

式中:

N——COA种群规模;

m——搜索空间维度;

$x_{i,j}^{p1}$ ——捕猎阶段(*P1*)第*i*只浣熊第*j*维位置;

*B*_{*j*}^{*G*}——种群当前最优个体随机产生的第*j*维位置;

*F*_{*B^G*}、*F*_{*i*}——浣熊个体*B^G*、*X_i*目标函数值;

r、*I*——(0, 1)、{1, 2}随机数;

*U*_{*j*}^{local}、*L*_{*j*}^{local}——第*j*维上、下边界。

COA个体按式(6)、式(7)循环迭代更新,最终实现全局最优解。

研究^[12-13]表明,COA在处理复杂、高维目标优化问题时,容易陷入局部最优,特别是COA在每次更新时,采取随机生成个体的方式指导种群进化,不利于找到全局最优解。因此,借鉴光学折射物理现象,提出改进的COA(improved COA, ICOA),赋予浣熊个体新的更新方式,以提升算法全局寻优性能。

(1) 自适应多重折射进化更新与精英扰动进化更新:设计自适应多重折射进化更新机制,以第*i*只浣熊*X_i*为例,如图2所示,其第*j*维位置为*x_{i,j}*,经过*n*次折射后到达新的位置*x_{i,j}^{new}*,设定每次折射入射光、折射光传播路径长度为*l*,第*k*次(*k* = 1, 2, ..., *n*)折射入射角为λ_{*k*}、折射角为β_{*k*}、折射率为η_{*k*},由*x_{i,j}*推导得到*x_{i,j}^{new}*的计算公式:

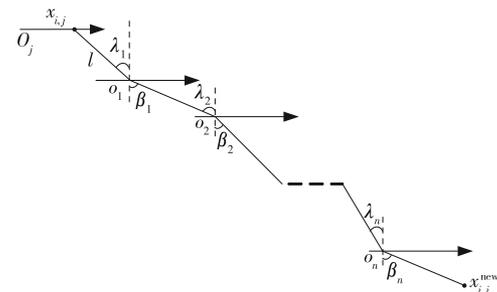


图2 自适应多重折射进化更新示意图

Figure 2 Schematic diagram of adaptive multiple refraction evolution update

$$\left. \begin{aligned} \eta_1 &= \frac{\sin \lambda_1}{\sin \beta_1} \Rightarrow \beta_1 = \arcsin \frac{\sin \lambda_1}{\eta_1} \rightarrow \beta_1 = f_1(\lambda_1, \eta_1) \\ \eta_2 &= \frac{\sin \lambda_2}{\sin \beta_2} = \frac{\sin \beta_1}{\sin \beta_2} \Rightarrow \beta_2 = \arcsin \frac{\sin \lambda_2}{\eta_2} = \arcsin \frac{\sin \lambda_1}{\eta_2} \rightarrow \beta_2 = f_2(\lambda_1, \eta_1, \eta_2) \end{aligned} \right\} \Rightarrow \beta_k = f_k(\lambda_1, \eta_1, \dots, \eta_k) \Rightarrow \beta_n = f_n(\lambda_1, \eta_1, \dots, \eta_n), \quad (8)$$

$$\begin{aligned} x_{i,j}^{\text{new}} &= x_{i,j} + l \sin \lambda_1 + l \sin \lambda_2 + \dots + l \sin \lambda_n + l \sin \beta_n = \\ & x_{i,j} + l \sin \lambda_1 + l \sin \beta_1 + \dots + l \sin \beta_{n-1} + l \sin \beta_n = x_{i,j} + \\ & l \times \left[\sum_{k=1}^n \sin f_k(\lambda_1, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n) \right], \quad (9) \end{aligned}$$

式中:

λ_k ——第 k 次折射入射角,°;

β_k ——第 k 次折射折射角,°;

η_k ——第 k 次折射率;

$f(\lambda_k, \eta_k)$ ——变量为 λ_k, η_k 的函数。

由式(8)、式(9)可知,经多重折射得到,保留了自身历史信息,而且利于种群扩展搜索空间,为了进一步提升算法收敛效率,定义自适应多重折射进化更新公式:

$$\begin{aligned} x_{i,j}(t+1) &= x_{i,j}^{\text{new}}(t) + r \times x_{b,j}(t) = x_{i,j}(t) + l \times \\ & \left[\sum_{k=1}^n \sin f_k(\lambda_1, \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n) \right] + r \times x_{b,j}(t), n = \\ & n_{\max} - (n_{\max} - n_{\min}) \times \left[1 - 1 / (1 + e^{-2t/T_{\max}}) \right], \quad (10) \end{aligned}$$

式中:

t, T_{\max} ——当前迭代次数、最大迭代次数;

$x_{b,j}(t)$ —— t 时刻种群最优解 $X_b(t)$ 的第 j 维位置。

由式(10)可知, $x_{i,j}$ 自适应确定折射次数,即在算法初期,种群间个体差异性较大, $x_{i,j}$ 采取较少次数折射更新方式,利于个体向种群最优个体学习,加速了算法收敛速度;算法后期,个体差异性变小,此时 $x_{i,j}$ 采取更多次数折射更新方式,利于算法扩展搜索空间,提高了算法收敛精度。为了有效避免算法陷入局部最优解,引入精英扰动进化更新机制,即给种群最优解 $X_b(t)$ 增加扰动更新,利于算法跳出局部极值,其可以描述为:

$$x_{b,j}(t+1) = x_{b,j}(t) \times \left(1 + \frac{\xi}{\sigma} \times e^{-t/2\sigma^2} \right), \quad (11)$$

式中:

ξ ——常数;

σ ——高斯分布方差。

(2) ICOA 优化求解机械臂最优运行时间:采用 ICOA 对式(5)目标优化函数进行优化求解,在优化求解过程中,随机将浣熊种群分为 2 个子群体,分别执行基本 COA 更新和试验所设计的自适应多重折射进化更新与精英扰动进化更新,每次迭代结束后,子群体个体重新汇合,进入下一轮更新,直到满足终止条件为止,最终得到最优时间结果。图 3 为 ICOA 优化求解机械臂最优运行时间流程图。

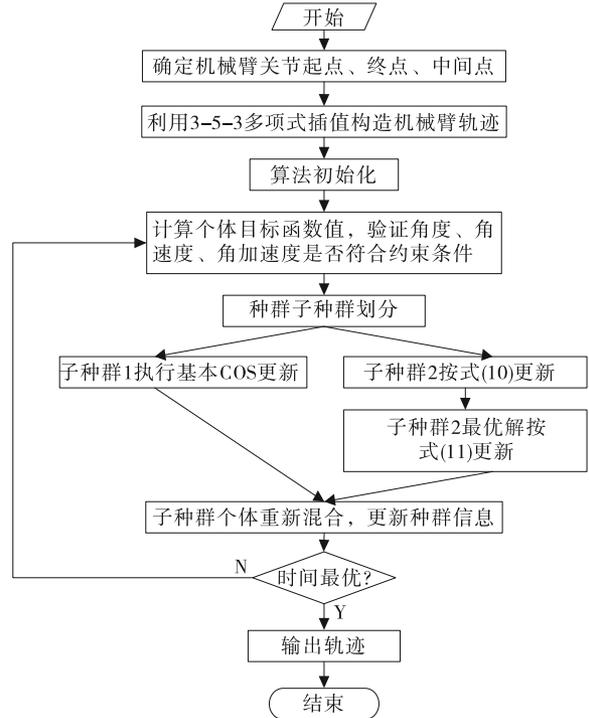


图 3 ICOA 优化求解机械臂最优运行时间流程图

Figure 3 Flow chart of ICOA optimization solution for optimal operating time of robot arms

采用 ICOA 分别对 3 个阶段中 6 个关节运行时间进行优化,在每个阶段,6 个关节得到的运行时间最优化结果不同,此时,选取最大关节对应时间即为该阶段 6 个关节最后对应的运行时间,也就是说,在每个阶段,6 个关节以最大关节对应时间为最后的运行时间,优化后,6 个关节在每个阶段的运行时间相同。

3 仿真与结果分析

3.1 ICOA 性能分析

采用如表 2 所示的典型测试函数验证 ICOA 全局寻优性能,ICOA 相关参数设置: $N=300, \lambda_1 = \pi/6, n_{\max} = 30, n_{\min} = 5, T_{\max} = 500, \xi = 8.4$, 折射率在 (0.3, 0.75) 范围内随机生成,选取 COA、PSOSA^[8]、混合蜜獾算法 (ROAHBA)^[9] 进行对比试验,每种算法独立运行 10 次,表 3 给出了最优解 (B_1)、平均值 (A_2)、标准差 (S_3) 对比结果,图 4 给出了 4 种算法函数收敛曲线。

从表 3 可以看出,对于 4 个测试函数,试验所提 ICOA 的最优解、平均值和标准差都要优于 ROAHBA、PSOSA,明显好于 COA。从图 4 可以看出,ICOA 收敛精度更高,

表2 测试函数

Table 2 Test functions

测试函数	公式	维度	范围	理论值
Ackley	$f(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right] + 20 + e$	5	(-32, 32)	0
Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	20	(-30, 30)	0
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	5	(-30, 30)	0
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^n \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + x_i^2\right]$	10	(-20, 20)	0

表3 测试函数结果对比

Table 3 Comparison of test function results

算法	Ackley			Griewank			Sphere			Rosenbrock		
	B ₁	A ₂	S ₃	B ₁	A ₂	S ₃	B ₁	A ₂	S ₃	B ₁	A ₂	S ₃
COA	0.11	0.47	3.22	2.33×10 ⁻²	0.09	4.21×10 ⁻⁴	0.09	0.21	1.78	3.17	11.92	66.17×10 ²
ICOA	1.22×10 ⁻⁷	3.77×10 ⁻⁶	2.54×10 ⁻¹⁵	5.81×10 ⁻⁵	3.66×10 ⁻⁴	4.99×10 ⁻¹¹	8.71×10 ⁻⁶	5.77×10 ⁻⁵	1.58×10 ⁻¹⁰	2.16	4.22	86.17
PSOSA	0.08	0.19	1.44	6.17×10 ⁻³	2.11×10 ⁻²	7.54×10 ⁻⁶	1.22×10 ⁻²	0.14	0.17	1.22	2.76	26.06
ROAHBA	3.18×10 ⁻⁴	2.77×10 ⁻³	6.14×10 ⁻⁹	5.19×10 ⁻⁴	4.11×10 ⁻³	7.22×10 ⁻⁵	3.22×10 ⁻³	0.07	4.19×10 ⁻⁴	0.04	0.18	0.02

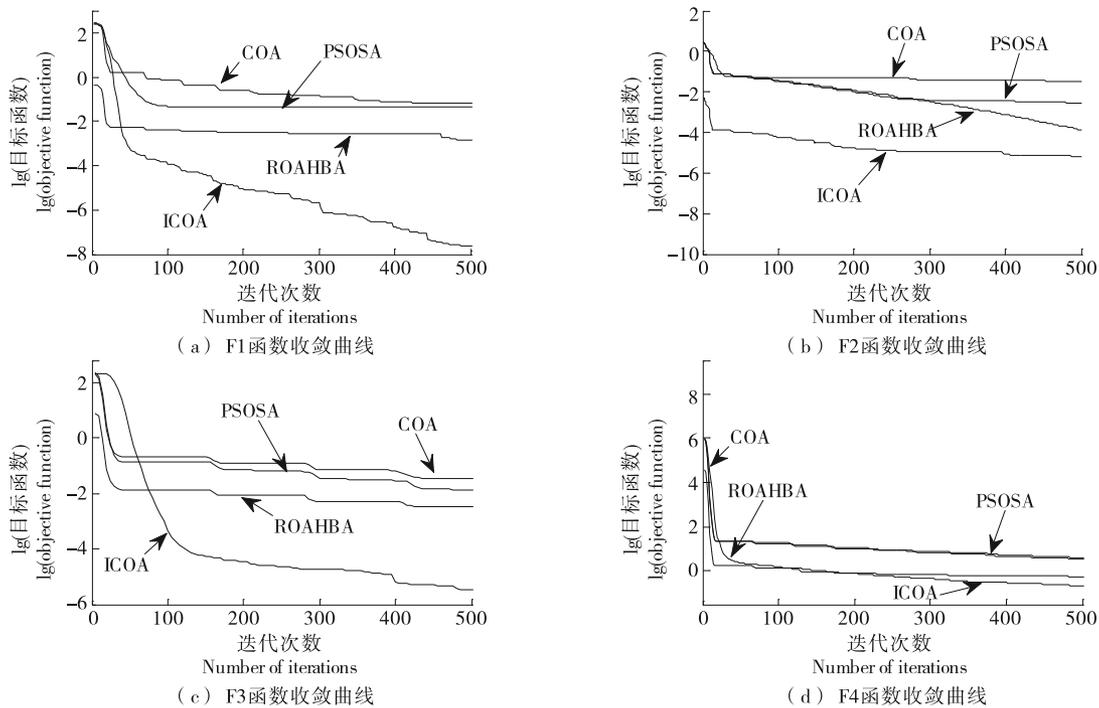


图4 4种算法函数收敛曲线对比

Figure 4 Comparison of convergence curves of four algorithms

即使到了算法进化后期,ICOA仍能够继续寻找全局最优解,表明自适应多重折射进化更新与精英扰动进化更新机制的引入,使得算法能够有效保持种群样本多样性,进而全局寻优能力更优。

3.2 机械臂时间最优轨迹规划性能分析

以UR5六自由度机械臂模型为研究对象,在MATLABR平台上进行仿真。设置机械臂从起始点(-0.50, 0.10, 0.70) m,经过路径点1(-0.40, 0.22,

1.43) m、路径点 2(0.47, -0.68, 1.00) m, 到达终止点(0.70, -0.50, 0.50) m, 见图 5。如表 4 所示, 根据起始点、终止点、路径点空间信息, 利用逆运动学求解方程得到机械臂各关节角度。

设定关节最大角速度为 70 (°)/s、最大角加速度为 30 (°)/s², 利用 3-5-3 多项式插值算法构造机械臂运行轨迹, 每段插值初始时间间隔设置为 4 s。采用 ICOA 对关

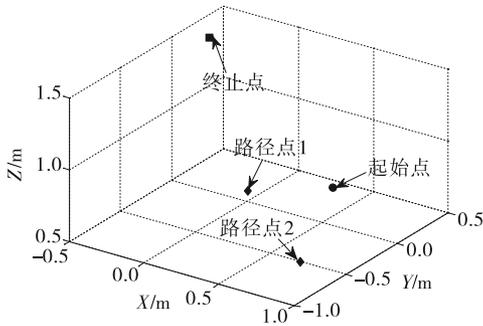


图 5 机械臂起始点、路径点、终止点示意图

Figure 5 Schematic diagram of the starting point, path point, and ending point of robot arms

表 4 关节角度

Table 4 Joint angles (°)

路径点	关节 1	关节 2	关节 3	关节 4	关节 5	关节 6
起始点	-28.56	0.57	85.95	-11.46	-91.68	126.06
路径 1	-57.30	8.02	0.00	-86.11	-83.09	107.41
路径 2	-51.57	-22.92	-63.03	-17.19	90.22	-34.38
终止点	-25.79	-34.95	-81.37	21.20	90.53	-69.91

节最优运行时间进行优化, 表 5 给出了 6 个关节时间最优化结果, 图 6 给出了 6 个关节角度、角速度、角加速度变化曲线。

表 5 关节时间最优化结果

Table 5 Optimization results of joint time s

阶段	关节 1	关节 2	关节 3	关节 4	关节 5	关节 6	最大值
第 1 阶段	1.077	2.334	1.982	1.663	2.007	2.414	2.414
第 2 阶段	3.221	4.078	3.965	4.266	3.654	2.987	4.266
第 3 阶段	0.987	1.245	1.134	1.008	1.196	0.897	1.245

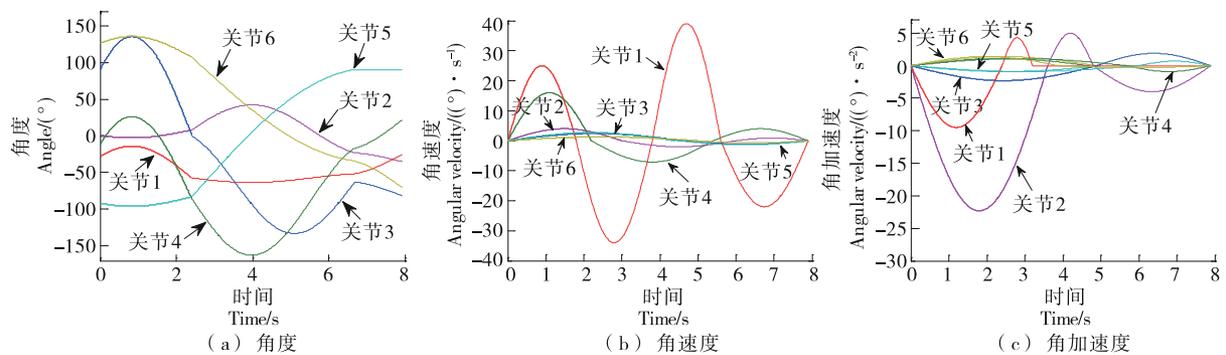


图 6 关节角度、角速度、角加速度变化曲线

Figure 6 Changing curves of joint angle, angular velocity, and angular acceleration

从表 5 和图 6 可以看出, 经过 ICOA 对关节运行时间优化后, 能够满足插值点角度、角速度和角加速度约束条件, 机械臂的运行时间从 12.000 s 缩减到了 7.925 s, 机械臂工作效率得到了有效提升。6 个关节的角度、角速度和角加速度变化曲线相对平稳, 未出现大幅度突变情况, 且都在约束范围区间内, 从而使得整个机械臂运行更加稳定, 有利于延长机械臂使用寿命。

为进一步对比分析试验算法性能, 选取文献[14]提出的基于改进鲸鱼优化算法的机器人时间最优轨迹规划方法、文献[15]提出的基于改进粒子群算法的机械臂时间最优轨迹规划方法和文献[16]提出的基于改进粒子群算法的机器人时间最优轨迹规划方法进行对比试验, 每种算法独立运行 10 次, 取最优解、平均值、标准差进行对比, 对比结果见表 6。

表 6 时间最优轨迹规划方法对比

Table 6 Comparison of time-optimal trajectory planning methods s

方法	最优解	平均值	标准差
试验算法	7.622	7.883	0.004
文献[14]	8.417	9.228	0.118
文献[15]	8.562	10.004	0.227
文献[16]	7.996	8.227	0.018

从表 6 可以看出, 对于最优解、平均值、标准差 3 项评价指标, 试验算法均优于其他 3 种算法, 平均运行时间分别缩短了 14.58%, 21.20%, 4.18%, 并且试验算法的平均值最接近最优解, 表明该方法具有良好的稳定性, 能够有效实现对机械臂的运动控制。

4 结束语

以六自由度机械臂为研究对象,建立了基于3-5-3多项式的时间最优化模型,通过设计自适应多重折射进化更新和精英扰动进化更新机制,有效提升了传统浣熊优化算法全局寻优能力。测试函数仿真结果也表明,改进后的浣熊优化算法收敛精度更高。在此基础上,采用改进的浣熊优化算法对时间最优化模型进行求解,大幅降低了机械臂整体运行时间,各关节角度、角速度和角加速度曲线平稳,有利于提升机械臂工作稳定性。下一步,将围绕食品分拣机器人机械臂避障碍物情况下的时间最优轨迹规划问题进行研究,以适用于更加复杂环境下的工程应用。

参考文献

- [1] 李云峰,王聪,李玉琴.多算法融合的并联食品分拣机器人轨迹跟踪控制方法[J].食品与机械,2024,40(4):72-77.
LI Y F, WANG C, LI Y Q, et al. Multi algorithm fusion based trajectory tracking control method for parallel food sorting robots[J]. Food & Machinery, 2024, 40(4): 72-77.
- [2] 黄崇富,常宇,刘力超.基于IPSO-BPNN-PID控制的食物并联机器人抓取技术[J].食品与机械,2022,38(8):94-98,126.
HUANG C F, CHANG Y, LIU L C. Research on food parallel robot grasping technology based on IPSO- BPNN- PID control [J]. Food & Machinery, 2022, 38(8): 94-98, 126.
- [3] 高海燕,高晋阳,王伟成.基于改进PSO-SVM的生产线分拣机器人罐装食品识别方法[J].食品与机械,2023,39(9):89-94.
GAO H Y, GAO J Y, WANG W C. Identification method of canned food for production line sorting robot based on improved PSO-SVM[J]. Food & Machinery, 2023, 39(9): 89-94.
- [4] 肖瑶星,刘立新,胡柳,等.基于三维模型的食物分拣机器人抓取控制方法[J].食品与机械,2023,39(4):77-82,162.
XIAO Y X, LIU L X, HU L, et al. Grab control method of food sorting robot based on 3D model[J]. Food & Machinery, 2023, 39(4): 77-82, 162.
- [5] XU J, REN C, CHANG X. Robot time-optimal trajectory planning based on quintic polynomial interpolation and improved harris hawks algorithm[J]. Axioms, 2023, 12(3): 245.
- [6] ZHANG X, XIAO F, TONG X L, et al. Time optimal trajectory planing based on improved sparrow search algorithm[J]. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 2022, 10: 852408.
- [7] 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: 44 496-44 508.
- [8] 谢能斌,辛绍杰.基于PSO-SA的机器人关节空间轨迹规划[J].计算机应用与软件,2023,40(1):122-128.
XIE N B, XIN S J. Spatial trajectory planning of robot joints based on PSO-SA[J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(1): 122-128.
- [9] 黄成,王涛,许家忠.基于混合蜜獾算法的机械臂最优运动规划方法[J].仪器仪表学报,2024,45(4):234-247.
HUANG C, WANG T, XU J Z. Optimal motion planning method of manipulator based on hybrid honey badger algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(4): 234-247.
- [10] DEGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKÁ E, et al. Coati optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2023, 259: 110011.
- [11] 秦敏敏,刘立芳,齐小刚.面向维修资源分配调度的遗传—长鼻浣熊混合优化算法[J].智能系统学报,2023,18(6):1322-1335.
QIN M M, LIU L F, QI X G. Genetic coatis hybrid optimization algorithm for maintenance resource allocation and scheduling[J]. Journal of Intelligent Systems, 2023, 18(6): 1322-1335.
- [12] TROJOVSKÁ E, DEGHANI M, TROJOVSKÝ P. Zebra optimization algorithm: a new bio-inspired optimization algorithm for solving optimization algorithm[J]. IEEE Access, 2022, 10: 49 445-49 473.
- [13] HOUSSEIN E H, SAMEE N A, MAHMOUD N F, et al. Dynamic coati optimization algorithm for biomedical classification tasks[J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 164: 107237.
- [14] 汤兆平,孟鑫,孙剑萍,等.基于改进鲸鱼优化算法的码垛机器人时间最优轨迹规划[J].科学技术与工程,2024,24(14):5882-5891.
TANG Z P, MENG X, SUN J P, et al. Time optimal trajectory planning of palletizing robot based on improved whale optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(14): 5882-5891.
- [15] 石宪闪,苗鸿宾,张伟.基于改进粒子群算法的六自由度机械臂时间最优轨迹规划[J].机床与液压,2023,51(1):20-25.
SHI X S, MIAO H B, ZHANG W. Time optimal trajectory planning of 6-DOF manipulator based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(1): 20-25.
- [16] 邹慧,周虎,张骥薇,等.基于改进粒子群算法的机器人时间最优轨迹规划[J].制造业自动化,2023,45(1):107-110,176.
ZOU H, ZHOU H, ZHANG Q W, et al. Time optimal trajectory planning of robot based on improved particle swarm optimization[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(1): 107-110, 176.