

基于改进花授粉算法的时间最优轨迹研究

鲍君华¹, 郑力群^{2,3†}

(1. 大连交通大学轨道交通装备设计与制造技术国地联合工程研究中心, 辽宁 大连 116028; 2. 大连交通大学机械工程学院, 辽宁 大连 116028; 3. 中车戚墅堰机车车辆工艺研究所股份有限公司, 江苏 常州 213011)

摘要:在搬运机械臂轨迹优化领域, 引入了花朵授粉算法并加以改进。利用 Piecewise 分段映射初始化种群, 采用动态转换概率, 平衡算法进行全局搜索或局部搜索的权重, 对优化结果施加扰动以摆脱陷入局部最优解的状态。在符合机械臂运动学和自身结构的约束下, 利用 3-5-3 插值多项式规划时间最优的机械臂轨迹。与 FPA、PSO 和改进 PSO 算法进行对比。实验结果显示, 改进后的花朵授粉算法具有快速收敛和高精度的特点, 机械臂的关节运动时间较预设时减少了 50%, 且优化后的运动曲线光滑无突变, 算法的可靠性得到了验证, 机械臂的工作效率得到提升。

关键词:工业机器人; 轨迹规划; 改进花朵授粉算法; 时间最优

中图分类号: TP241

文献标识码: A

Research on Time Optimal Trajectory Based on Improved Flower Pollination Algorithm

BAO Junhua¹, ZHENG Liqun^{2,3†}

(1. National and Local Joint Engineering Research Center of Rail Transit Equipment Design and Manufacturing Technology, Dalian Jiaotong University, Dalian, Liaoning 116028, China; 2. School of Mechanical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian, Liaoning 116028, China; 3. CRRC Qishuyan Institute Co., Ltd., Changzhou, Jiangsu 213011, China)

Abstract: In the field of trajectory optimization of the manipulator arm, a flower pollination algorithm is introduced and improved. The population is initialized by Piecewise mapping, and the weights of global search and local search are entered by dynamic transformation probability balance algorithm, and the optimization results are disturbed to get rid of the state of local optimal solution. Under the constraints of the kinematics and the structure of the manipulator, the 3-5-3 interpolation polynomial is used to plan the trajectory of the manipulator with the optimal time. Compared with FPA, PSO and improved PSO algorithm. Experimental results show that the improved flower pollination algorithm has fast convergence speed and high precision, the joint movement time of the robot arm is reduced by 50% compared with the preset time, and the optimized motion curve is smooth without mutation, the reliability of the algorithm has been verified, and the working efficiency of the robot arm has been improved.

Key words: industrial robots; trajectory planning; improved flower pollination algorithm; time optimal

作为智能制造的核心角色, 工业机器人在显著提升生产效率, 提高产品质量的同时也缓解了劳动

力资源的负担^[1]。在自动化生产线中, 机器人需要在工作空间遵循设定的运动轨迹, 轨迹规划就是满

足特定的要求下,生成机器人沿着光滑平稳的路径通过各设定点的速度与加速度的时间矩阵^[2-4]。也就是说,时间对于轨迹规划来说是不可或缺

的参数。轨迹优化方法通常涵盖时间、能耗和冲击等方面的设计。其中,以机器人运行时间为主要考虑因素的最优轨迹规划研究受到众多学者们的青睐。赵业和等^[5]采用多种群竞争策略松鼠搜索算法优化差值时间,但运算性能还有待提高。袁旭华等^[6]改进了 B 样条拟合法和人工蜂群优化算法,提高了路径点的拟合精度。Zhang 等^[7]采用改进的自适应遗传算法优化不同路径点之间的时间间隔。He 等^[8]提出了一种基于模糊控制的时间搜索算法。赵志强等^[9]考虑全动力学约束,往轨迹规划中加入可达性分析,实验证明能够满足动力学约束。以上研究在时间最优为目标的轨迹规划领域取得了许多重要的进展,但是存在多项式运算阶次高、计算复杂、优化算法无法保证全局收敛和容易陷入局部最优解早熟等问题。花朵授粉算法的框架结构简单,兼顾全局与局部搜索并拥有较快的收敛速度。然而,在解决复杂的工程优化问题时,这一算法仍然面临着容易陷入局部最优解,从而导致解的准确度降低的缺陷。若能有效地改善这些弊端,它将在轨迹规划领域拥有不错的应用前景。

鉴此,本文针对机械臂工作期间效率较低的问题,采用改进后的花朵授粉算法,以时间最优为目标进行轨迹规划。

1 机器人运动学建模及路径轨迹设计

1.1 机器人运动学建模

IRB 6700-200 六自由度关节型机器人一般用于工业领域的电焊、物料搬运和机床上下料等。其额定负载为 150 kg,工作范围可达 2.6 m,三维模型如图 1 所示。

根据改进 D-H 原则,生成机器人 D-H 坐标系,如图 2 所示。其中,坐标系 $\{x_0, y_0\}$ 为机器人的基座参考系,坐标原点在基座底面的中心点,坐标系 $\{x_i, y_i\}$ 为第 i 个连杆的本体坐标系。该运动学模型的参数如表 1 所示。其中, θ_i 是关节角; d_i 是连杆偏距; α_{i-1} 是连杆扭角; a_{i-1} 是连杆长度。

1.2 路径轨迹设计

轨迹规划的核心属性在于平稳和精准,使机器

人在作业时实现平滑运动,从而降低额外能量损耗和机械磨损的风险。此外,还必须确保机器人在作业中能够维持高度准确的性能,这需要其运动学参数是可控的。这种连续性和准确性的保障,是提高机器人作业执行效率和确保作业质量的关键。

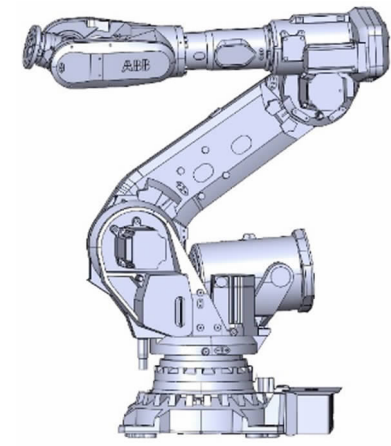


图 1 IRB 6700-200 机械臂三维模型

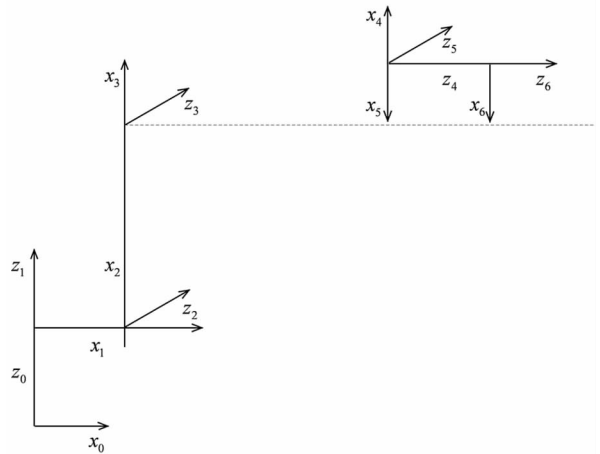


图 2 D-H 坐标系

在笛卡尔空间下进行的轨迹规划需要使用逆运动学原理求解各关节角,这增加了计算的复杂性。相比之下,在关节空间中直接控制各关节的角度更直接有效。低次多项式求解速度快,但可能导致参数的突变。3 次多项式是最基本的运动控制函数,低于 3 阶函数所求得出的加速度是常数,无法保证轨迹的连续性。尽管 3 阶多项式本身能保证轨迹的连续性,但会因为缺少约束而产生角加速度突变。高次多项式能确保运动参数连续性,但它们往往需要更大的计算量,且阶次过高会引起龙格现象,导致误差增大。因此在轨迹规划中最常用的插值方法是 5 次多项式。

表 1 机械臂的连杆参数

连杆 i	θ_i/rad	d_i/m	$a_{i-1}/(^{\circ})$	a_{i-1}/m
1	θ_1	0.78	0	0
2	θ_2	0	-90	0.32
3	θ_3	0	0	1.125
4	θ_4	1.142	-90	0.200
5	θ_5	0	90	0
6	θ_6	0.200	90	0

机械臂的日常作业通常涉及焊接、搬运、机床上下料和包装等任务,流程大致可以分为三个步骤:定位—具体作业—复位。第一阶段与第三阶段的运动要求相对较低,侧重保证轨迹的连续性,第二阶段在维持轨迹连续的同时保证一定的精确度。综上本文采用 3-5-3 分段多项式插值进行轨迹规划。这种方法在保持轨迹的连续性和准确性的同时,有效地降低了计算复杂性。

3-5-3 分段多项式的通式为:

$$\begin{cases} l_{j1}(t) = a_{j13}t^3 + a_{j12}t^2 + a_{j11}t + a_{j10} \\ l_{j2}(t) = a_{j25}t^5 + a_{j24}t^4 + a_{j23}t^3 + a_{j22}t^2 + \\ \quad a_{j21}t + a_{j20} \\ l_{j3}(t) = a_{j33}t^3 + a_{j32}t^2 + a_{j31}t + a_{j30} \end{cases}$$

(1)

式中, $l_{j1}(t)$, $l_{j2}(t)$, $l_{j2}(t)$ 分别是关节 j 的三段多项式轨迹, a_j 是关节 j 各段函数的系数,其中 $j = 1, 2, \dots, n$; n 是关节个数。

机器人的关节 j 通过已知的起始点 θ_{j0} 、中间点 θ_{j1} 、 θ_{j2} 和目标点 θ_{j3} , 确保分段点的位置、速度和加速度函数连续,起点和目标点的速度和加速度均为 0。根据上述的约束条件可以得到 3-5-3 分段多项式的各个系数,具体推导如下:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} & \mathbf{A}_{13} \\ 0 & 0 & \mathbf{A}_{23} \\ \mathbf{A}_{31} & 0 & \mathbf{A}_{33} \end{bmatrix}$$

(2)

$$\mathbf{b} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \theta_{j3} \quad 0 \quad 0 \quad \theta_{j0} \quad 0 \quad 0 \quad \theta_{j2} \quad \theta_{j1}]$$

(3)

$$\mathbf{a} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} = [\mathbf{A}_1 \quad \mathbf{A}_2 \quad \mathbf{A}_3]^T$$

(4)

式中:

$$\mathbf{A}_{11} = \begin{bmatrix} t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{12} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -2 & 0 & 0 \\ t_2^2 & t_2 & 1 \\ 2t_2 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{13} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{23} = \begin{bmatrix} t_3^3 & t_3^2 & t_3 & 1 \\ 3t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0 \\ 6t_3 & 2 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{31} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_{33} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}_1 = [a_{j13} \quad a_{j12} \quad a_{j11} \quad a_{j10}],$$

$$\mathbf{A}_2 = [a_{j25} \quad a_{j24} \quad a_{j23} \quad a_{j22} \quad a_{j21} \quad a_{j20}],$$

$$\mathbf{A}_3 = [a_{j33} \quad a_{j32} \quad a_{j31} \quad a_{j30}].$$

系数矩阵中的 t_1 、 t_2 、 t_3 分别是各段多项式轨迹的插值时间。

2 基于改进花朵授粉算法的轨迹优化

2.1 轨迹时间最优目标

以机器人在作业中运动轨迹所花费的时间为目标,优化到达各插值点的时间。利用改进花朵授粉算法,在满足运动学约束下,寻找从出发点到目标点的最短时间。由于每个关节的约束条件不同,它们到达下一轨迹点所花费的时间也不同,取所有关节花费时间的最大值作为最终的优化最短时间,实现各关节同步运动。目标优化函数及约束条件为:

$$f = \min \sum_{i=1}^{n+1} t_i$$

(5)

式中, $i = 1, 2, \dots, n + 1$; n 为轨迹中间点

个数。

$$\text{s. t. } \begin{cases} q_{j\min} \leq l_j(t) \leq q_{j\max} \\ |v_j(t)| = |\dot{l}_j(t)| \leq V_{j\max} \\ |a_j(t)| = |\ddot{l}_j(t)| \leq A_{j\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $q_{j\min}$ 和 $q_{j\max}$ 是关节 j 转动幅度的最小值和最大值; $V_{j\max}$ 是关节 j 允许的最大角速度; $A_{j\max}$ 是关节 j 允许的最大角加速度。

2.2 改进的花朵授粉算法

花朵授粉算法(FPA)是由英国学者 Yang^[10]于 2012 年提出的一种智能仿生优化算法,模拟了自然界中花朵传播花粉的过程,将花粉转移到另一株花蕊中,从而达到繁殖的目的。异花授粉一般通过非生物因素传播,例如风进行转移,所携带的花粉传播距离远、随机性强。自花授粉利用生物因素传播,例如昆虫等动物进行转移,携带的花粉通常来自自身的花蕊。

FPA 算法将花粉看成优化目标,优化流程包括三个阶段:

- 1) 全局搜索阶段利用 Levy 分布的特性完成远距离飞行,以模拟异花授粉现象;
- 2) 局部搜索阶段在自身周围跳跃,以模拟自花授粉现象;
- 3) 由转换概率 P 控制算法模拟自花授粉或异花授粉。

因为花朵会受到各种物理因素的影响,所以算法主要倾向于局部搜索策略。这会影响到最优解的精度。本文为了改善这一状况,对算法进行优化。

2.2.1 混沌映射初始化种群

基本的 FPA 算法采用随机数的方式初始化种群,这样会减小种群之间的差异程度。利用混沌序列的遍历性、非线性和随机性等优点^[11],在 FPA 中混沌映射代替随机序列产生初始种群。可以有效地提升种群的多样性,进而改善算法的收敛性。本文采用 Piecewise 混沌映射方法,定义如下:

$$x_{n+1} = \begin{cases} \frac{x_n}{p}, & x_n \in [0, p) \\ \frac{x_n - p}{0.5 - p}, & x_n \in [p, \frac{1}{2}) \\ \frac{1 - x_n - p}{p - 0.5}, & x_n \in [\frac{1}{2}, 1 - p) \\ \frac{1 - x_n}{p}, & x_n \in [1 - p, 1) \end{cases} \quad (7)$$

式中, x_n 是种群个体, $n = 1, 2, \dots, N$, N 为种群规模; $p \in (0, 1)$ 是混沌参数,一般取 $p = 0.4$ 。

2.2.2 动态转换概率

FPA 算法的生物特性意味着在优化过程中,局部搜索所占的比重较大。因此, Yang 在提出该算法时将转换概率 P 设定为 0.8。Draa^[12]对 P 进行了定量仿真实验分析,当 P 的值取 0.2 时,大部分测试函数的优化性能高于 P 取 0.8 时的情况。但是对于一些复杂的工程优化问题,在迭代初期应侧重于全局搜索以增强种群多样性,在迭代后期应加强局部搜索以更快更准地找到最优解^[13]。

因此,本文提出一种动态概率来替代原有的常量值,公式如下:

$$P(t) = P_{\max} - (P_{\max} - P_{\min}) \times \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \frac{t}{T}\right) \quad (8)$$

式中, $P_{\min}$ 和 $P_{\max}$ 分别是转换概率 P 的最小值和最大值,取 0.2 和 0.8。 t 为当前迭代次数, T 为预设的最大迭代次数。

由式(8)可知,在迭代初期, P 具有较大的值,使算法更倾向于进行全局搜索;在迭代后期, P 值较小,算法则主要进行局部搜索。可以有效地缓解算法在早期就陷入局部最优的情况。

2.2.3 自适应飞行步长

Levy 飞行可以生成随机步长来进行全方向移动,但是如果生成的步长很小,就不能保证算法的快速收敛。为了提高全局搜索性能,在 Levy 飞行中加入自适应飞行步长,全局搜索公式更新如下:

$$\omega = \omega_{\min} \left[1 + \frac{\omega_{\max}}{\sqrt{t}} \times \tanh\left(\frac{f_g}{f_0}\right) \right] \quad (9)$$

式中, $\omega_{\min}$ 和 $\omega_{\max}$ 分别是飞行步长的最小值和最大值。实验表明, $\omega_{\min} = 1$ 且 $\omega_{\max} = 9$ 时对于大多数情况来说效果更好。 t 为当前迭代次数, f_0 是初始种群的最佳适应值, f_g 是当前迭代的种群最佳适应值。

$$x_i^{G+1} = x_i^G + \omega L(\lambda)(x_i^G - \text{Gbest}^G) \quad (10)$$

式(10)是全局搜索阶段中的个体寻优公式。其中, x_i^{G+1} 是第 i 个个体 x_i^G 产生的新个体, Gbest^G 是第 G 代种群中的最优个体, $L(\lambda)$ 是根据 Levy 分布产生的 Levy 飞行步长。

自适应飞行步长确定了新花距离前一朵花的距离。迭代过程中,种群的最佳适应值 f_g 将逐渐减少,直至达到最优解。因此, ω 将从一个较大的值减小到一个最终值,即 $\omega_{\min}$ 。这意味着当前迭代次数的最佳适应度与初次迭代的最佳适应度差异越大,更新个体移动的距离就越小。通过将自适应飞行步长集成到 Levy 飞行中,可以在迭代早期更

快地将种群聚集到最优解附近,缩短算法收敛时间。

2.2.4 全局最优解扰动

在群智能优化算法中,克服局部最优问题是一个关键挑战。本文采用动态 t 分布扰动的方法对全局最优解进行扰动。设定一个阈值 m ,用于监测全局最优解是否在连续 m 次迭代中没有发生变化。如果全局最优解保持不变超过 m 次,那么触发自适应 t 分布扰动生成一个新的个体,并计算其适应度值。如果新个体的适应度值低于之前的最佳适应度值,则对全局最优解进行更新。扰动公式如下:

$$ux_{best}^G = x_{best}^G + t(G) \cdot x_{best}^G \tag{11}$$

式中, x_{best}^G 为当前迭代次数和的全局最优解, ux_{best}^G 为扰动后产生的新个体, $t(G)$ 为以当前迭代次数 G 为自由度的 t 分布扰动。在算法初期,迭代次数的值很小, t 分布近似于柯西分布,扰动的程度相对较大;在算法后期,迭代的次数值很大, t 分布近似于高斯分布,扰动的程度相对较小。通过这种策略,可以帮助算法跳出局部最优,同时避免后期的扰动值过大,生成无效数据。

2.3 改进算法实现

改进的 FPA 算法对机械臂轨迹优化的流程如下:

步骤 1:机器人关节的三段轨迹运动时间 (t_1, t_2, t_3) 作为花粉,采用混沌映射初始化种群产生 N 个三维时间向量。

步骤 2:将产生的 N 个三维时间向量代入式(2)–式(4)中求出 3-5-3 插值多项式的各项系数。

步骤 3:判断各关节三段运动轨迹的位置(关节角)、速度和加速度是否满足式(6)的约束条件。若都满足,则将三段时间带入式(5)中计算适应度值。如果在任何一段运动中发现有任何一个方面的约束条件未被满足,则赋予该种群一个很大的适应度值,以便在后续中淘汰该种群。记录满足约束条件的全局最优解和所对应的最优时间。

步骤 4:由式(8)产生一个转换概率 P ,如果 $\text{rand} < P$ 转步骤 5,否则转步骤 6。

步骤 5:全局授粉,根据式(10)对种群进行更新,并进行越界处理。

步骤 6:局部授粉,根据式(11)对种群进行更新,并进行越界处理。

步骤 7:评估步骤 5 和步骤 6 产生的新个体,判断其是否符合约束条件。若符合条件,则计算其适应度值。如果新个体的适应度值优于全局最优值,则更新全局最优解及其适应度值,否则保留。

步骤 8:若全局最优解连续 m 代没有发生变化,则对全局最优解按时(12)进行自适应 t 分布扰动,若扰动后的最优解所计算的适应度值优于全局最优值则进行更新,否则保留。

步骤 9:判断迭代次数是否为最大迭代次数,若是,结束算法并输出最优解和最优适应度值。否则转向步骤 4。

具体流程如图 3 所示。

3 仿真实验与数据分析

为了验证改进花朵授粉算法的有效性,采用 MATLAB 对 IRB 6700-200 六自由度关节型机器人进行轨迹规划仿真。选取四个关节空间坐标系下的插值点,对应各关节的角度值。插值点参数表如表 2 所示,运动学约束如表 3 所示。

表 2 关节空间路径点

关节	路径点 1/ m	路径点 2/ m	路径点 3/ m	路径点 4/ m
1	1.0472	0.7854	−0.5236	0
2	−0.5236	1.0472	−0.5236	0.6283
3	0.7854	0.5236	−1.0472	0.6283
4	−0.7854	0.6283	−1.0472	1.5708
5	0.6283	1.5708	−0.7854	1.0472
6	−1.0472	0.7854	−0.5236	0.6283

表 3 运动学约束

关节	θ_i /rad	$V_{\max}$ /(m/s)	$A_{\max}$ /(m/s ²)
1	[−2.9671,2.9671]	1.75	4
2	[−1.1345,1.4835]	1.75	4
3	[−3.1416,1.2217]	1.75	4
4	[−5.2360,5.2360]	1.75	4
5	[−2.2689,2.2689]	1.75	4
6	[−6.2832,6.2832]	1.75	4

选取表 2 中路径点,分别使用 PSO、FPA、改进的 PSP、改进的 FPA 算法进行关节运动学约束下的时间最有轨迹规划。其中,PSO 的算法参数为:种群规模为 20,迭代次数为 500,维度为 3,惯性权重为 1.2,学习因子为 2。改进的 PSO 采用动态学习因子,其余参数与 PSO 算法一致。FPA 算法参数为:种群规模为 20,迭代次数为 500,维度为 3,转换概率为 0.8。改进的 FPA 算法则采用相同的种群规模、迭代次数和优化维度。

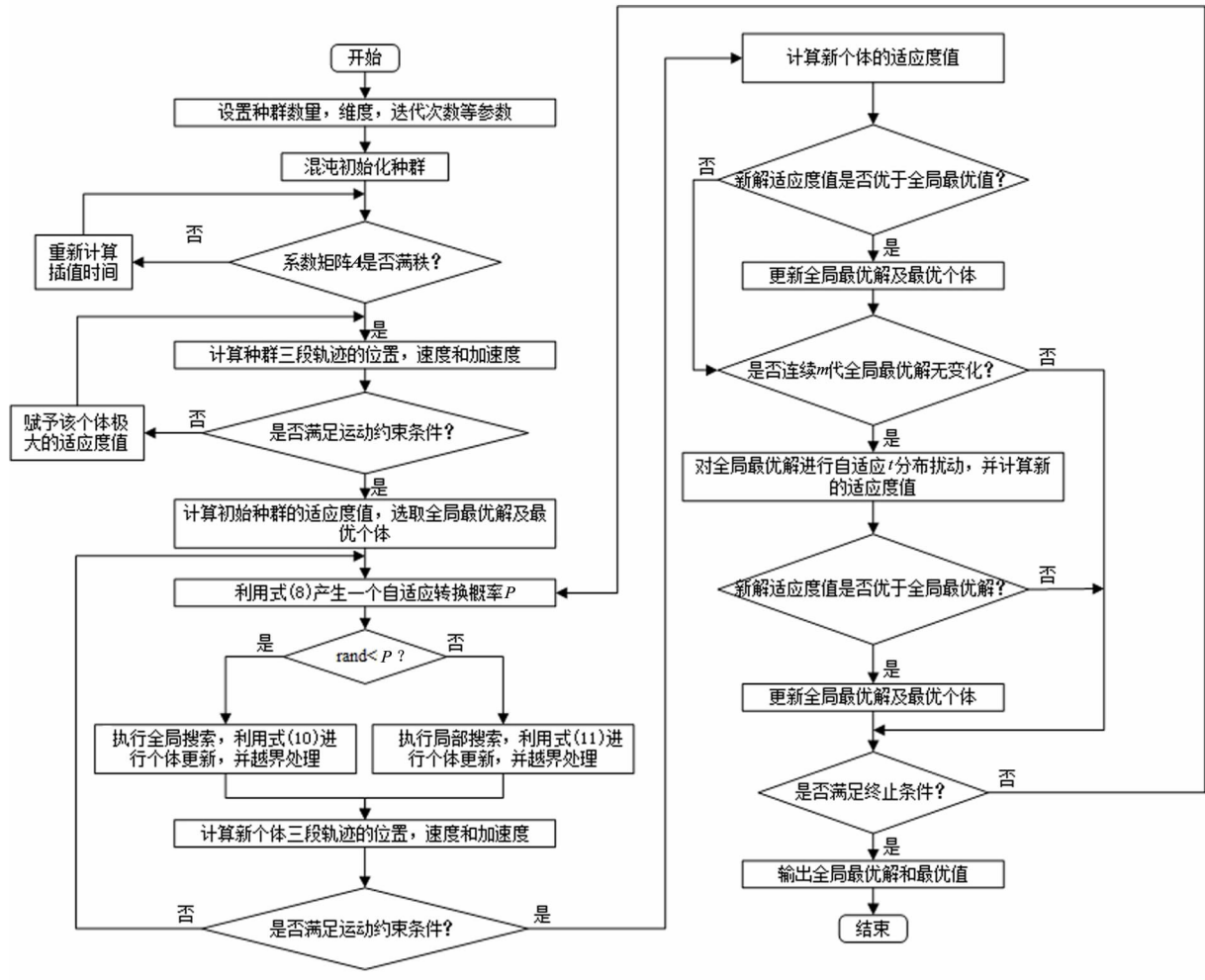


图 3 改进 FPA 算法轨迹优化流程图

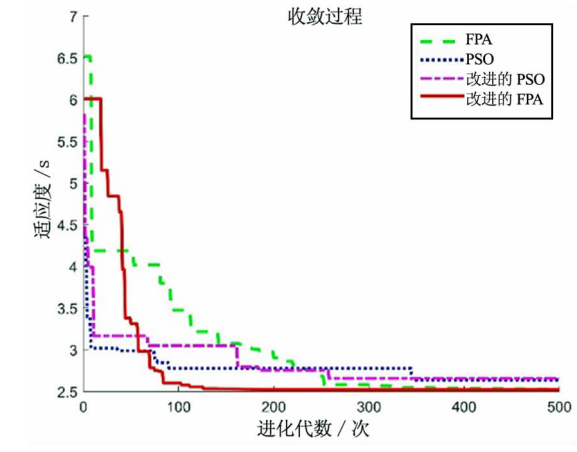
初始设定各段轨迹运动的时间为 6 s。各关节的最大速度为 3 m/s,加速度为 5 m/s²,各算法对关节进行时间最优轨迹规划的适应度如图 4 所示。

由图 4 可知,与 PSO 系列算法相比,FPA 算法的收敛精度明显优于前者。而改进的 FPA 算法对比其他三种算法,收敛精度和收敛速度均有明显提高。由此可见,利用改进的 FPA 算法对机器人进行时间最优轨迹规划具有可行性和优越性。

经过改进的 FPA 算法的优化,在满足运动学约束的条件下,求出机器人每个关节在三段轨迹中的最少运动时间,如表 4 所示。由于各关节的机械结构和约束条件不同,因此每段轨迹的最佳运动时间也不同,为了避免不必要的机械磨损和能量损耗,取各段中最长时间作为关节的统一运动时间。将优化后的时间带入多项式中重新生成轨迹,关节位置、速度和加速度变化曲线如图 5 所示。

从图 5 中可以看到,经过 FPA 算法优化后,机械臂路径的运动时间从设定的 18 s 减少到 9.4427

s,时间缩短大约 48%。机械臂各关节在满足运动约束的条件下,运动轨迹平滑,函数曲线变化平滑,没有发生突变。



(a) 关节 1 适应度收敛曲线图

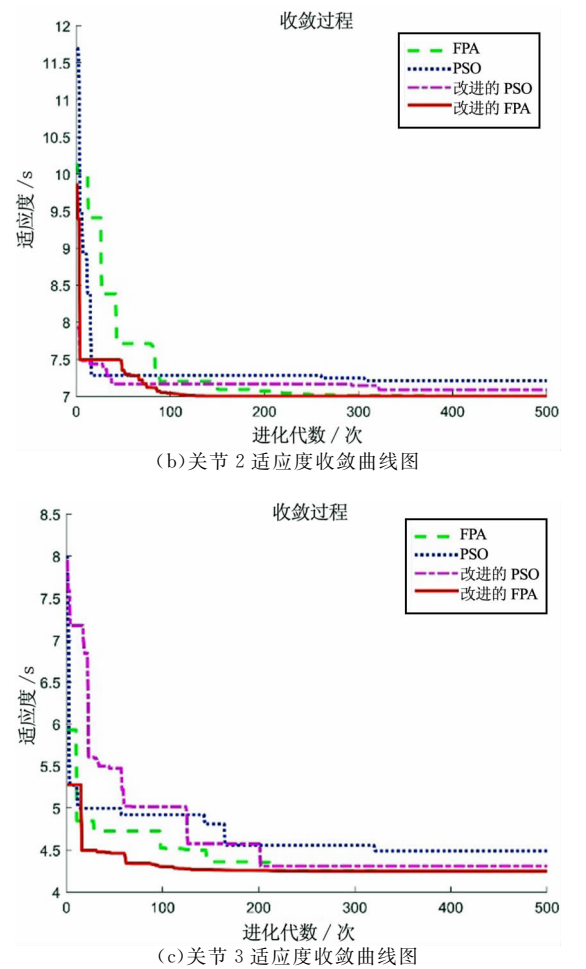


图 4 关节适应度收敛曲线图

表 4 各关节最优运行时间

关节	第一段	第二段	第三段
1	0.5605	1.0678	0.8952
2	2.4992	2.3734	2.1334
3	0.5986	1.5505	2.0966
4	2.6337	2.7747	3.6197
5	2.1613	3.1893	3.0157
6	2.6412	2.1385	2.0791

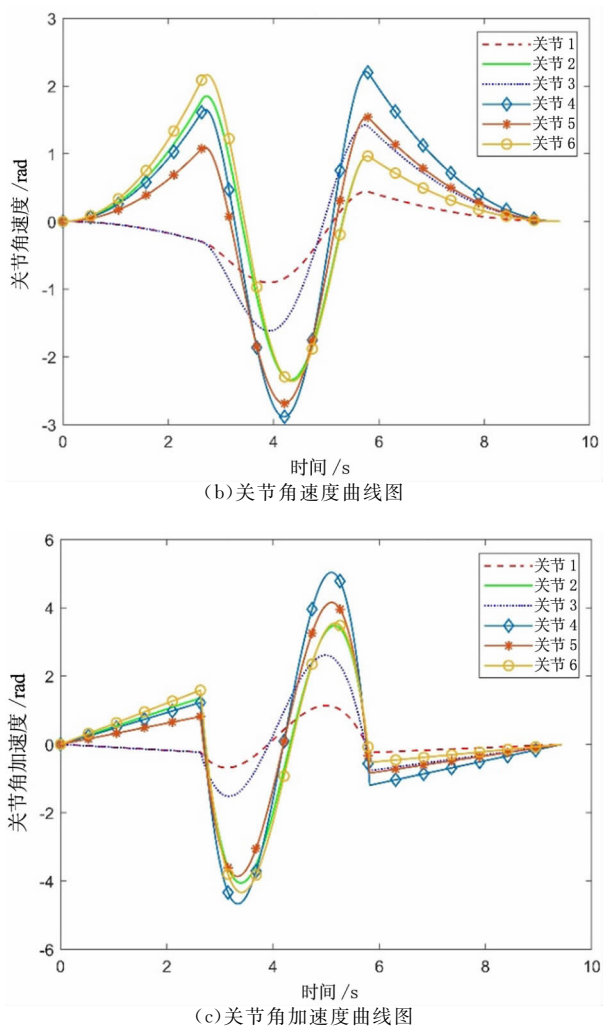
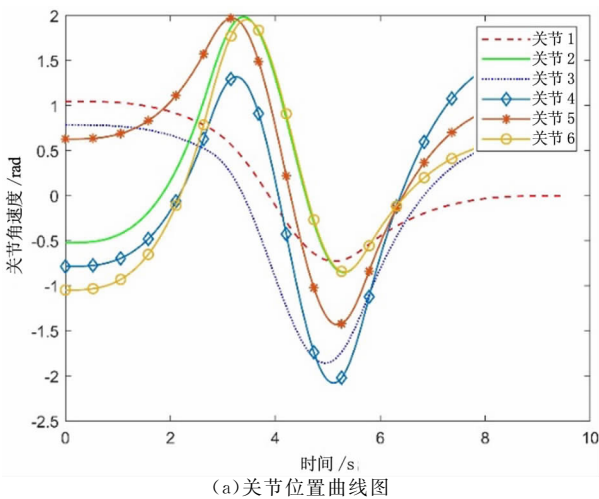


图 5 关节位置、角速度、角加速度曲线

4 结 论

- 1)采用 3-5-3 差值多项式连接相邻路径点,使关节轨迹曲线更加平滑,可以实时控制关节的角度、角速度和角加速度,有效减少了高次多项式的计算复杂程度。
- 2)改进花朵授粉算法,增强了全局搜索和局部搜索能力,提高算法的收敛精度和速度。
- 3)以 IRB 6700-200 机械臂为例,利用改进花朵授粉算法优化各关节的轨迹运动时间。同步关节运动时间后,利用 MATLAB 进行仿真,在满足运动学参数约束条件下,绘制的关节轨迹曲线光滑连续无突变,有效缩短了工作时间。
- 4)在未来的深入研究中,将从能量损失和冲击损害的角度出发进行多目标优化,力求达到能量-冲击-时间综合最优轨迹规划。



(a) 关节位置曲线图

参考文献

[1] 李本旺,吴曾萍,王茂林,等. 工业机器人性能测评体系研究综述[J]. 现代制造工程, 2020(9):149—55.

[2] 何成刚,朱润智,黄挺博,等. 工业机器人轨迹规划与优化研究进展[J]. 现代制造工程, 2023(7):150—159.

[3] 段昊宇翔,张宇,陈昊然,等. 工业机器人轨迹规划及轨迹优化研究综述[J]. 农业装备与车辆工程, 2023, 61(2):54—57.

[4] 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.

[5] 赵业和,刘达新,刘振宇,等. 基于多种群竞争松鼠搜索算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. 浙江大学学报(工学版), 2022, 56(12):2321—2329.

[6] 袁旭华,刘羽,林喜辉. 机械臂时间最优轨迹的样条曲线拟合与智能规划[J]. 机械设计与制造, 2022(9):6.

[7] ZHANG J, MENG Q, FENG X, et al. A6-DOF robot-time optimal trajectory planning based on an improved genetic al-

gorithm [J]. Robotics and Biomimetics, 2018,5(1):1—7.

[8] HE F F, HUANG Q J. Time-optimal trajectory planning of 6-DOF manipulator based on fuzzy control [J]. Actuators, 2022, 11(11): 332.

[9] 赵志强,朱志红,周星,等. 全动力学约束的机器人高效时间最优轨迹规划[J]. 信息与控制, 2021, 50(06):701—708+721.

[10] YANG X S. Flower pollination algorithm for global optimization [J]. CoRR, 2013, abs/1312.5673.

[11] 张子建,王宏伟,周怀芳,等. 基于多机制混合象群算法的混沌系统参数估计[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(6):40—45.

[12] DRAA A. On the performances of the flower pollination algorithm-qualitative and quantitative analyses [J]. Applied Soft Computing, 2015, 34: 349—71.

[13] MENG O K, PAULINE O, KIONG S C, et al. Application of modified flower pollination algorithm on mechanical engineering design problem [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2017, 165(1):012032.

(上接第 132 页)

4 结 论

为了提高压电式雨量计的测量精度,提出了多阵列压电传感器结合改进后的自适应遗传神经网络测量的新方法,并通过实验完成了 GA-BP 神经网络对标准雨量桶降水量的拟合。为了获取更好的拟合模型,本研究分别使用 GA-BP 神经网络、AGA-BP 神经网络以及 IAGA-BP 神经网络进行实际模型参数分析以及对应数据分析。结果表明 IAGA-BP 神经网络模型预测更加准确,能够更好地预测实际降水数据,为国产自动化降水仪器的研发提供了新的研究思路,并且在气象、水文、地质灾害等方面有着重要的研究意义以及相关工程应用价值。

参考文献

[1] 曾杨,莫月琴,王志成,等. 几种雨量观测方式比对试验分析[J]. 气象科技, 2017, 45(2): 228—233.

[2] 李朋军. 称重式雨量计与虹吸雨量计降水数据对比分析[J]. 水科学与工程, 2020(2): 11—13.

[3] 陈凯,方海涛,沈玉亮. 翻斗式、压电式雨量计测量原理及误差分析[J]. 科学技术创新, 2020(30): 10—11.

[4] 蔺潇. 基于压电技术的降雨测量方法研究[D]. 北京:北京交

通大学, 2019.

[5] 田野. 铁路气象中压电式雨量计研究与设计[D]. 南京:南京信息工程大学, 2020.

[6] 汪涛,张丽丽,龙祖祥,等. 压电陶瓷电能捕获发展现状与展望[J]. 机械设计与制造, 2022(12): 287—292.

[7] BAGREE R. Characterization and design of a readout circuit for a piezoelectric-based acoustic disdrometer[J]. Delft University of Technology, 2012, 32(5): 1060—1069.

[8] 郎亚军,行鸿彦. 基于全连接神经网络的红外漫反射光学自动雨量计设计[J]. 传感技术学报, 2019, 32(3): 476—480.

[9] YU H, YIN A, XU Z, et al. Grain size characterization of TA1 with GA-BP neural network using laser ultrasonics[J]. Optik, 2023, 275: 170600.

[10] 毛晓敏,张慧华,纪晓磊,等. 基于 XFEM 和 GA-BP 神经网络的裂纹智能识别研究[J]. 应用数学和力学, 2022, 43(11): 1268—1280.

[11] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656—667.

[12] LIU Z H, SONG X Z, YE S L, et al. A new drill bit selection method based on machine learning and intelligent optimization process [C]//ARMA US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium. ARMA, 2023: 289—293.

[13] 刘海龙,李彤,张奇志. 基于自适应遗传算法改进的 BP 神经网络卡钻事故预测[J]. 现代电子技术, 2021, 44(15): 149—153.