

信息与控制

Information and Control

ISSN 1002-0411, CN 21-1138/TP

《信息与控制》网络首发论文

题目：基于自适应混沌麻雀搜索算法的机械臂最优时间轨迹规划
作者：赵亮，刘瑞雪，张玮奇，吴静文，陈锋
DOI：10.13976/j.cnki.xk.2024.3515
收稿日期：2023-12-19
网络首发日期：2024-04-24
引用格式：赵亮，刘瑞雪，张玮奇，吴静文，陈锋. 基于自适应混沌麻雀搜索算法的机械臂最优时间轨迹规划[J/OL]. 信息与控制. <https://doi.org/10.13976/j.cnki.xk.2024.3515>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13976/j.cnki.xk.2024.3515

基于自适应混沌麻雀搜索算法的机械臂最优时间轨迹规划

赵亮¹, 刘瑞雪^{1,2}, 张玮奇¹, 吴静文^{1,2}, 陈锋²

1. 西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

2. 合肥中科深谷科技发展有限公司, 安徽 合肥 230000

基金项目: 国家自然科学基金项目(51209167, 12002251); 安徽省重点研发项目(2022a05020014)

通讯作者: 赵亮, zhaoliang@xauat.edu.cn

收稿/录用/修回: 2023-12-19/2024-03-25/2024-04-15

摘要

针对机械臂关节在空间最优时间轨迹规划过程中存在的效率低下和稳定性不佳的问题, 提出一种基于自适应混沌麻雀搜索算法的最优时间轨迹规划策略。首先在轨迹规划过程中, 以各段时间的时间总合和为优化目标, 以各个关节的角度, 角速度, 角加速度作为约束条件, 使用 4-5-4 多项式插值算法对轨迹点进行拟合; 其次在传统麻雀搜索算法中引入 Tent 透镜反向成像策略、自适应权重策略和柯西变异策略, 提高了算法的收敛精度和收敛速度, 进而提高轨迹规划的效率和稳定性; 最后, 使用 6 自由度机械臂进行实验验证, 仿真结果表明, 使用改进算法进行轨迹规划, 机械臂的运行时间大幅减少, 并且机械臂运行平稳。

关键词

机械臂
麻雀搜索算法
时间最优
轨迹规划
多项式插值

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Optimal Time Trajectory Planning of Robotic Arm Based on Adaptive Chaotic Sparrow Search Algorithm

ZHAO LIANG¹, LIU RUIXUE^{1,2}, ZHANG WEIQI¹, WU JINGWEN^{1,2}, CHEN FENG²

1. School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;

2. Hefei Zhongke Shenggu Technology Development Co., Ltd, Hefei 230000, China

Abstract

Aiming at the problems of inefficiency and poor stability of robotic arm joints in spatial optimal time trajectory planning, an optimal time trajectory planning strategy based on an adaptive chaotic sparrow search algorithm is proposed. Firstly,

Keywords

robotic arm;
sparrow search algorithm;

in the trajectory planning process, the time synthesis of each period was taken as the optimization goal, the angle, angular velocity, and angular acceleration of each joint were taken as constraints, and the 4-5-4 polynomial interpolation algorithm was used to fit the trajectory points. Secondly, the Tent lens inverse imaging strategy, adaptive weight strategy, and Cauchy mutation strategy are introduced into the traditional sparrow search algorithm, which improves the convergence accuracy and convergence speed of the algorithm. Finally, the 6-degree-of-freedom manipulator is used for experimental verification, and the simulation results show that the running time of the manipulator is greatly reduced and the manipulator runs smoothly by using the improved algorithm for trajectory planning.

optimal timing;
trajectory planning;
polynomial interpolation

0 引言

机械臂轨迹规划^[1]作为机械臂完成任务的基础,决定着完成工作的效率以及工作完成的质量。通常将在不受振动的情况下,机械手从起始位置移动到目标位置,且不与障碍物发生碰撞的运动称之为机械臂轨迹规划^[2]。在机械臂轨迹规划研究过程中,通常有笛卡尔空间轨迹规划和关节空间轨迹规划两种方法,笛卡尔空间轨迹规划由 x 、 y 、 z 坐标的函数来定义^[3],关节空间轨迹规划则是通过运动学逆解,将笛卡尔空间下的起始点、末端点的坐标转化成关节空间下的关节角度进行求解。在轨迹规划过程中,时间最优轨迹是指机械臂在满足运动学约束的情况下,末端执行器移动用时最短的轨迹^[4],一般将该过程分为两个步骤进行分析,将多项式插值算法对机械臂进行路径规划作为第一步,然后使用智能优化算法对机械臂的运动时间进行优化^[5-6]。随着对机器人轨迹规划的深入研究,国内外很多学者在时间最优轨迹规划方面取得了成果。邓伟等人^[7]基于五次多项式,提出一种基于双种群遗传混沌优化算法的机器人轨迹规划方法,使机器人在满足约束条件下,末端执行器的运行轨迹平滑且时间最优;赵业和等人^[8]在考虑位置约束的条件下,使用 S 形曲线估算时间的取值区间,得到了更高的工作效率和更好的稳定性;赵晶等人^[9]提出了一种改进的鲸鱼优化和粒子群优化混合方法,降低了机械臂运动过程中的加速度,提高了机械臂工作效率;钱文学等^[10]针对机械臂在复杂换刀路径运行过程中出现加速度阶跃和突变的现象,提出一种混合样条曲线的轨迹规划方法。XIDIAS^[11]在考虑机械臂的运动学约束和存在障碍物的情况下,利用多种群的遗传算法求解最小时间轨迹优化问题。上述改进算法在进行时间最优轨迹规划时,优化了运行时间,但是算法在运行过程中对全局信息和局部信息的感知能力很弱,导致算法存在全局寻优能力不强,易陷入局部最优的问题。

本文针对机械臂轨迹规划时需要满足高效率、低能耗、弱冲击等性能要求,基于关节空间下 4-5-4 多项式插值轨迹拟合,提出一种采用自适应混沌麻雀搜索算法 (adaptive chaotic sparrow search algorithm, ACSSA) 进行时间寻优的方法。首先本文采用 Tent 结合透镜反向成像策略提升初始种群的多样性;其次通过改进种群中探索者的位置更新策略,使算法在位置更新时兼具全局搜索和局部开发的能力;为了增强算法跳出局限值的能力,采用了柯西变异策略,进而达到机械臂时间最优轨迹规划的目的。将该优化算法与其他智能算法做比较,分析结果显示,改进方法在快速收敛速度和精度上都明显优于传统算法。

1 问题描述

在机械臂的轨迹设计中,为了确保驱动装置能够适应实际工作的负荷需求,往往对关节速度和加速度做出约束,这种做法可能会延长完成整个装置动作的周期,导致依赖运动速度和加速度的机械臂没有充分展现其连贯与稳健性。为确保机械臂能迅速规划出一条路径,并且所有的关节在速度与加速度上都达到了预设的标准。本文以运动轨迹规划的时间作为目标函数,在机械臂运动轨迹规划环节,将关节之间的角度、角速度以及角加速度定为制约因素,借助多项式插值算法来实施轨迹拟合工作。

1.1 4-5-4 多项式插值函数构造

多项式插值^[12]是机械臂轨迹关节空间下进行轨迹规划的常用方法,主要思想是使用多项式在轨迹中预设点之间进行插值计算,使得轨迹更加平滑。本文使用 4-5-4 多项式插值法进行轨迹规划,在机械臂的工作空间中,选取 4 个路径关键点构成 3 段轨迹,三段轨迹分别使用 4 次、5 次、4 次多项式进行插值。使用 j ($j=1,2,3,4,5,6$) 作为机械臂各关节的编号,构造某一关节的 4-5-4 插值多项式,如式(1)所示。

$$\begin{cases} h_{j1}(t) = a_{j14}t^4 + a_{j13}t^3 + a_{j12}t^2 + a_{j11}t + a_{j10} \\ h_{j2}(t) = a_{j25}t^5 + a_{j24}t^4 + a_{j23}t^3 + a_{j22}t^2 + a_{j21}t + a_{j20} \\ h_{j3}(t) = a_{j34}t^4 + a_{j33}t^3 + a_{j32}t^2 + a_{j31}t + a_{j30} \end{cases} \quad (1)$$

式中, 未知系数 a_{j1} 、 a_{j2} 、 a_{j3} 为关节 j 的第 1 段、第 2 段、第 3 段插值函数的系数, $h_{j1}(t)$ 、 $h_{j2}(t)$ 、 $h_{j3}(t)$ 分别代表关节 j 第 1 段、第 2 段和第 3 段的轨迹。

在进行轨迹规划过程中, 其运动学约束条件分别是在起始点和终止点处的关节角速度以及关节角加速度为零, 并满足在中间路径关键点前后使关节角度、角速度和角加保持连续不发生突变, 根据式(2)可以求得 4-5-4 多项式插值时不同轨迹段需要的系数。

(2)

$$A = \begin{bmatrix} t_1^4 & t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 4t_1^3 & 3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 12t_1^2 & 6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 & t_2^2 & t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 & 2t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & t_3^5 & t_3^4 & t_3^3 & t_3^2 & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 4t_3^4 & 3t_3^3 & 2t_3^2 & t_3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 12t_3^3 & 6t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 24t_1 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 60t_2^2 & 24t_2 & 6 & 0 & 0 & 0 & -6 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$b = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ x3 \ 0 \ 0 \ x0 \ 0 \ 0 \ x2 \ x1 \ 0 \ 0]^T \quad (3)$$

$$a = A^{-1} \times b \quad (4)$$

1.2 目标函数定义

以时间最优为目标, 本文将目标函数定义为在满足角度, 角速度, 角加速度的前提下, 各个关节运行的时间总和的最小值作为适应度函数, 如式(5)所示。在满足式(6)约束的轨迹中, 选取使得三段轨迹时间和最小值的时间, 作为最终轨迹规划的时间。

$$\min f(t) = t_{j1} + t_{j2} + t_{j3} \quad (5)$$

$$\text{s.t. } |\theta_j| \leq \theta_{\max} \quad (6)$$

$$|\dot{\theta}_j| \leq \dot{\theta}_{\max}$$

$$|\ddot{\theta}_j| \leq \ddot{\theta}_{\max}$$

式中, θ_j , $\dot{\theta}_j$, $\ddot{\theta}_j$, 分别机械臂在运行过程中关节 j 的角度, 角速度, 角加速度值, θ_{\max} , $\dot{\theta}_{\max}$, $\ddot{\theta}_{\max}$ 分别是机械臂在运行过程中的角度, 角速度, 角加速度的最大值。

2 机械臂时间最优轨迹规划方法

2.1 麻雀搜索算法(SSA)

在 SSA^[13]算法中, 麻雀种群被划分为探索者和跟随者两个部分, 其中探索者具备种群最优秀的资源, 为整个种群提供觅食方向, 在每次的迭代过程中, 探索者的位置更新规则如式(7)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j} \times \exp\left(-\frac{i}{\omega_1 \times N_{\max}}\right), & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,j} + \omega_2 \times L, & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

式中, $X_{i,j}^{t+1}$ 表示麻雀 i 第 j 维中 $t+1$ 时刻的位置信息,

$X_{i,j}$ 表示麻雀 i 在第 j 维中 t 时刻的位置信息, t 是当前

迭代次数, N_{\max} 为最大迭代次数, $\omega_1 \in (0, 1]$, ω_2 是一个随机数, 且满足正态分布, L 表示每个元素全部为 1 的 $1 \times d$ 的向量, $R_2 \in [0, 1]$ 和 $ST \in [0.5, 1]$ 分别表示预警值和安全值。

在觅食过程中, 跟随者会争夺探索者发现的食物, 如果跟随者取得胜利, 则食物归跟随者所有, 如果失败, 则按式(8)进行位置更新。

$$X_{i,j}^t = \begin{cases} \omega_2 \times \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{l^2}\right), & \text{if } i > \frac{n}{2} \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \times A^+ \times L, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

式中, X_p 是探索者当前搜索到的最优位置, X_{worst} 是当前全局最差位置, A 表示 $1 \times d$ 的矩阵, 其中元素均为 1, 并且 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。

在麻雀搜索算法中, 侦查者负责为整个种群监控觅食区域, 当有危险时会立即发出危险信号, 并迅速移向安全区域移动, 其位置更新如式(9)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \omega_3 \times |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t| & \text{if } f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + \omega_4 \times \left(\frac{X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t}{(f_i - f_w) + \xi}\right) & \text{if } f_i = f_g \end{cases} \quad (9)$$

式中, X_{best}^t 为当前时刻适应度最优个体所处位置, ω_3 是服从标准正态分布的随机数, $\omega_4 \in [-1, 1]$, ξ 一般取值为 10-50, f_i 表示当前个体适应度值, f_g 表示当前全局最佳适应度值, f_w 为当前全局最差适应度值。

2.2 自适应混沌麻雀搜索算法

2.2.1 混沌映射和透镜反向学习策略

针对传统麻雀算法采用随机策略在可行区间内生成初

始麻雀种群，种群多样性难以保持在较好水平的问题，本文使用混沌序列映射和透镜反向学习策略进行种群初始化，使得初始种群在工作空间中均匀分布，在混沌映射中采用遍历性更好的 Tent 映射^[14]，其数学模型如式(10)所示。

$$\begin{cases} X_{n+1} = 2X_n + rand & 0 < X_n < 1/2 \\ X_{n+1} = 2(1 - X_n) + rand & 1/2 \leq X_n \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

式中， X_{n+1} 是经过 Tent 映射形成的新位置， X_n 是 Tent 映射前的位置。

经过 Tent 映射形成的初始种群相对均匀，为增强 SSA 算法的全局勘探能力，对混沌映射后的种群进行透镜成像反向学习，生成混沌映射种群的反向种群，在混沌映射种群和反向种群中选取较优个体作为算法的初始种群，从而提升初始解的质量，提升算法找到最优解的可能性。透镜反向学习策略^[15]原理如图 1 所示。

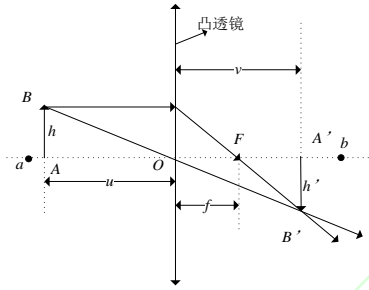


图 1 透镜成像原理图

Fig.1 Diagram of lens imaging principle

由图可以得出凸透镜成像公式为

$$\frac{1}{u} + \frac{1}{v} = \frac{1}{f} \quad (11)$$

式中， u 是物距， v 是像距， f 是凸透镜的焦距。由凸透镜成像公式结合原理图可得：

$$\frac{(a+b)/2 - x}{x' - (a+b)/2} = \frac{h}{h'} \quad (12)$$

式中， (a, b) 为 x 轴的范围，物体 B 在 x 轴的投影为 x ，

h 为物体的高度，经过凸透镜成像之后，在 x 轴的投影为

x' ，物体的高度为 h' 。

令 $k = \frac{h}{h'}$ 可得：

$$x' = \frac{a+b}{2} + \frac{a+b}{2k} - \frac{x}{k} \quad (13)$$

故而推出透镜反向学习策略公式如式(14)所示：

$$x_{n+1} = \frac{a_j + b_j}{2} + \frac{a_j + b_j}{2k} - \frac{x_n}{k} \quad (14)$$

式中， a_j 和 b_j 分别是种群中第 j 维分量的上下界， k 是透

镜的缩放倍数。

2.2.2 自适应探索者位置更新策略

在传统麻雀搜索算法中探索者位置更新策略目的性不强，算法收敛速度较慢，本文针对该问题在探索者的位置更新过程中，增加对个体最优解、种群最优解以及当前位置的依赖，并对三者赋予不同的权值，改进后的位置更新策略如公式(15)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \xi X_{i,j} + c_1 r_1 (p_{ij}^{t, pbest} - X_{i,j}) + c_2 r_2 (p_{j, gbest}^{t, gbest} - X_{i,j}) & \text{if } R_2 < ST \\ X_{i,j} + \omega_2 * L & \text{if } R_2 \geq ST \end{cases} \quad (15)$$

式中， ξ 是惯性权重， c_1 ， c_2 为动态权值， r_1 、 r_2 是随机数，

$X_{i,j}$ 个体 i 在第 k 次迭代中第 j 维的位置向量， $p_{ij}^{t, pbest}$ 含

义为 k 次迭代后，个体 i 搜索得到的最优解； $p_{j, gbest}^{t, gbest}$ 的含义

为在第 k 次迭代后，整个群体中的最优解。

经过 Tent 混沌映射和透镜反向学习策略对种群初始化后，种群中的个体全局性更优，在探索者的位置更新策略中增加个体对全局最优解和个体最优解的依赖，为使算法对全局最优解、个体最优解和自身当前位置的依赖程度随着迭代次数的不同而变化，对探索者位置更新策略中的参数 c_1 、 c_2 、 ξ 进行自适应调整，其调整策略遵循式(16)、(17)的规则。

$$\begin{cases} c_1 = \sin^2 \left[\frac{\pi}{2} \left(1 - \frac{k}{N_{\max}} \right) \right] \\ c_2 = \sin^2 \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{k}{N_{\max}} \right) \end{cases} \quad (16)$$

$$\xi = \frac{\xi_{\max} - \xi_{\min}}{e^{\left(4 \times \frac{k}{N_{\max}} \right)^2}} \quad (17)$$

式中， k 为当前迭代次数， N_{\max} 为总迭代次数， σ_{\max} 、 σ_{\min}

为惯性权重值和最小权重值。

使用式(16)、式(17)对位置更新时的参数进行自适应调整，参数自适应调整曲线如图 2 所示，根据 3 条曲线在算法进行中的趋势，可以得出： c_1 随着迭代次数的增加而减少，即算法对全局最优值的依赖性随着迭代次数得增加而减少， c_2 随着迭代次数的增加而增加，即算法对个体最优解的依赖性随着迭代次数得增加而增加， ξ 随着迭代次数的增加而减少，表明算法随着迭代次数的增加全局搜索能力逐渐变弱，相应地，局部搜索能力增强。

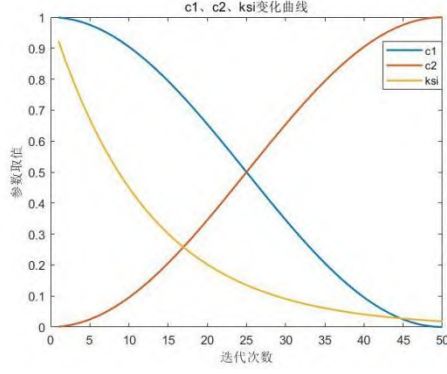


图2 参数自适应变化曲线

Fig.2 Adaptive parameter change curve

2.2.3 柯西变异策略

传统麻雀搜索算法在后期存在易陷入局部最优值的情况，针对该问题，本文引入柯西变异策略^[16]，根据柯西分布函数的特点，将当前具有最佳适应度的个体位置进行柯西变异，经变异生成的个体对当前种群最优解具有扰动的作用，促进算法寻优过程，柯西变异策略的公式如式(18)所示。

$$X_{new} = \begin{cases} X \times [1 + \text{Cauchy}(0,1)] & \text{if } f(X) > f(X_{new}) \\ X & \text{if } f(X) \leq f(X_{new}) \end{cases} \quad (18)$$

式中， X 为变异前的最优个体位置； X_{new} 为变异后的最优个体位置； $\text{Cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布。

2.3 时间最优轨迹规划

自适应混沌麻雀搜索算法(ACSSA)能够在一定程度上避免传统麻雀搜索算法中早熟收敛和陷入局部最优解的问题。在使用自适应混沌麻雀搜索算法进行时间最优轨迹规划时，首先要通过逆运动学求解出轨迹的起点、中间点和终点所对应的角度值；然后初始化 ACSSA 算法中的粒子数 m ，目标函数的维度值 D ，最大迭代次数 N ，初始值的上下界 lb 、 ub 预警值 R_2 和警戒值 ST 。使用 Tent 混沌映射和透镜反向学习策略进行种群初始化；其次检验角度和角速度是否满足约束条件，计算适应度并进行柯西变异选择出最优个体的位置；最后对探索者、跟随者、侦察者进行位置更新。ACSSA 算法的具体流程描述如图 3 所示。

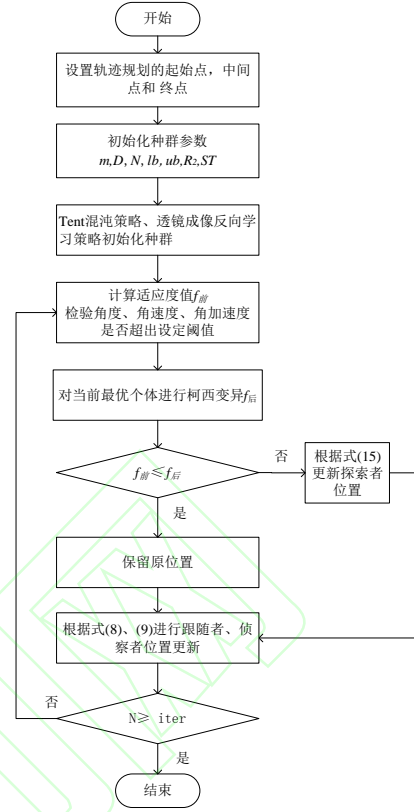


图3 时间最优轨迹规划算法流程图

Fig.3 Flowchart of time-optimal trajectory planning algorithm

3 时间最优轨迹规划

3.1 算法试验结果

为验证本文所提算法的有效性及其正确性，实验选取 4 个基准函数，其中 2 个单峰函数，2 个多峰函数，选取的测试函数如表 1 所示，并将本文算法与粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)^[17]、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)^[18]、郊狼优化算法 (coyote optimization algorithm, COA)^[19]、传统 SSA 算法进行结果对比，设置种群大小均为 50，维数为 30 维，迭代次数为 1 000 次，将以上算法分别运行 30 次，并在最优值、最差值、平均值和标准差这 4 个方面对其结果进行深入分析，具体的实验数据如表 2 中所示。

表 1 4 个标准测试函数

Tab.1 4 standard test functions

类型	函数名称	测试函数	维数 D	搜索范围	最优值
单峰函数	Rosenbrock	$F_1(x) = \sum_{i=1}^{n-1} \left[100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$	30	[-30,30]	0
	Step	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	30	[-100,100]	0
多峰函数	Schwefel 2.26	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500,500]	- 418.9829D
	Griewank	$F_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	[-600,600]	0

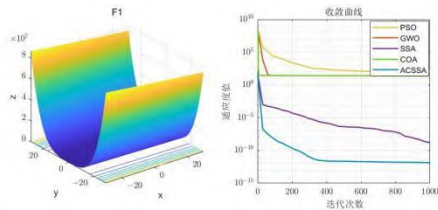
表 2 不同智能算法对测试函数的结果比较

Tab.2 Comparison of results of different intelligent algorithms for test functions

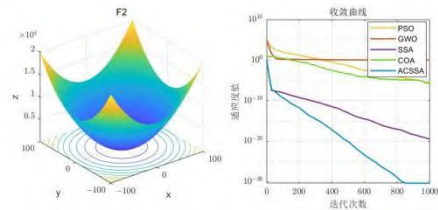
函数	结果	PSO	GWO	COA	SSA	ACSSA
F1	最优值	9.91×10^0	2.51×10^1	2.36×10^1	4.24×10^{-12}	1.22×10^{-17}
	最差值	2.87×10^2	2.85×10^1	2.66×10^1	8.95×10^{-5}	2.70×10^{-7}
	平均值	6.85×10^2	2.65×10^2	2.43×10^2	6.36×10^{-6}	3.01×10^{-8}
	标准差	6.13×10^1	8.10×10^{-1}	5.50×10^{-1}	2.11×10^{-5}	7.06×10^{-8}
F2	最优值	5.54×10^{-7}	9.52×10^{-6}	1.72×10^{-6}	1.23×10^{-21}	2.46×10^{-32}
	最差值	5.52×10^{-5}	7.5×10^{-1}	7.38×10^{-4}	4.49×10^{-17}	7.89×10^{-31}
	平均值	5.32×10^{-6}	4.10×10^{-1}	1.21×10^{-5}	8.63×10^{-18}	2.57×10^{-31}
	标准差	1.02×10^{-5}	2.30×10^{-1}	1.60×10^{-5}	1.15×10^{-17}	1.64×10^{-31}
F3	最优值	-8.99×10^3	-7.97×10^3	-9.05×10^3	-8.60×10^3	-9.05×10^3
	最差值	-7.61×10^3	-4.01×10^3	-7.45×10^3	-7.35×10^3	-4.08×10^3
	平均值	-8.36×10^3	-6.26×10^3	-8.33×10^3	-8.36×10^3	-8.73×10^3
	标准差	4.92×10^2	7.38×10^2	4.36×10^2	6.02×10^2	3.55×10^2
F4	最优值	7.69×10^{-5}	7.99×10^{-15}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	最差值	6.50×10^{-1}	0.00×10^0	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	平均值	2.25×10^{-2}	2.90×10^{-3}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}
	标准差	1.19×10^{-1}	7.52×10^{-5}	0.00×10^0	0.00×10^0	0.00×10^0

通过表 2 可以看出,在单峰函数中,本文所提算法在 4 个对比方面均优于其他 4 种算法,表明本文所提算法在求解精度和求解速度上具有明显的优越性。在多峰函数中,函数均能找到最优值,体现出本文算法在处理存在局部最

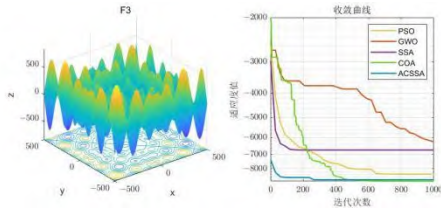
优解的情况时,能跳出局部最优,具有良好的全局寻优能力。函数的收敛曲线如图 4 所示。



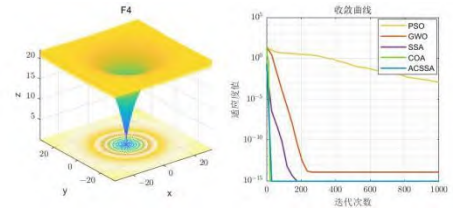
(a) 基准函数 F1 收敛曲线



(b) 基准函数 F2 收敛曲线



(c) 基准函数 F3 收敛曲线



(d) 基准函数 F4 收敛曲线

图 4 基准函数收敛曲线变化

Fig.4 Convergence diagram of reference function

对图 4 中 4 个函数的收敛曲线进行分析,在算法前期,收敛曲线下下降速度很快,且本文改进算法的下降速度最快,说明本文改进算法相比其他 4 种智能算法具有更快的寻优速度及更优的寻优精度。从图 4 中 4 幅基准函数的收敛曲线可以得出,混沌算法以及透镜成像反向学习策略的引用使得算法具有更有的更快的收敛速度,且寻优精度也得到了提升;改进后算法在前期具备很快的收敛速度,且算法在后期仍有波动,最终曲线收敛到一个最优值,说明柯西变异策略的引入使得改进后的算法具有更好的跳出局部最优解的能力,使得算法能够找到函数的最小值,提升了算法的寻优精度。

3.2 试验结果分析

本文以 6 自由度串行机械臂为实验核心,研究机械臂的各关节在关节空间下轨迹规划过程,6 自由度机械臂模型如图 5 所示。根据六自由度机械臂模型,在各关节处建立连杆坐标系,根据图 5 中机械臂的参数使用 DH 参数建模法进行机械臂模型构建,得到如表 3 所示的机械臂 DH 参数表^[20],其中第 5 列为机械臂各关节的初始偏置角度,第 6 列为机械臂 6 个关节在旋转时的角度限制。

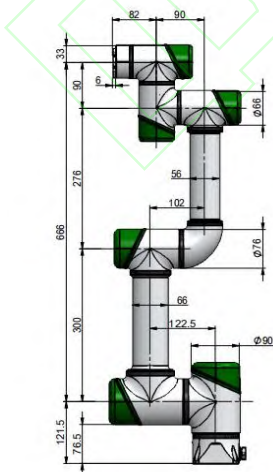


图 5 6 自由度机械臂模型

Fig.5 Six-degree-of-freedom robotic arm model

表 3 机械臂 DH 参数表

Tab.3 Robotic arm DH parameter table

$\alpha_{i-1} / \text{rad}$	a_{i-1} / m	d_i / m	offset / rad	$(\theta_i^{\min}, \theta_i^{\max}) / (^{\circ})$
0	0	0.122	0	(-179,179)
$\pi/2$	0	0	$-\pi/2$	(-146,146)
0	-	0	0	(-146,146)
0	0.300	-	-	-
0	0.276	0.111	$-\pi/2$	(-179,179)
$\pi/2$	0	0.090	0	(-179,179)
$-\pi/2$	0	0.082	0	(-179,179)

在进行机械臂轨迹规划仿真实验时,首先将设定机械臂末端经过的起始点、中点 1,中点 2 和目标点 4 个点的笛卡尔坐标。使用自编逆运动学算法将上述 4 个笛卡尔空间坐标系下的坐标值转换为关节空间下各个关节对应的角度值,本文所选取的 4 个笛卡尔坐标分别是(0,0,0,0,0,0)、(-300,0,330,-90,-30,180)、(-480,-235,180,-90,-30,180)、(-320,-410,0,-90,-30,180)关节空间下 4 个路径点所对应的角度值如表 4 所示。

表 4 关键路径点关节角度值

Tab.4 Critical path point joint angle values

关节	起始点	中点 1	中点 2	目标点
关节 1	0	-154.75	-139.02	-111.36
关节 2	0	23.36	-35.11	-56.48
关节 3	0	-121.18	-88.27	-91.76
关节 4	0	35.39	56.906	70.12
关节 5	0	77.68	70.86	62.25
关节 6	0	22.22	36.96	65.69

本文在实验过程选择表 5 中的轨迹点,使用 Matlab2020b 进行仿真实验,分别使用金枪鱼群算法(tuna swarm optimization, TSO)^[21]、文[22]、COA、SSA 和 ACSSA 算法进行时间最优轨迹规划,其中种群大小设置 50,迭代次数设为 50,探索者占比 20%,侦察者占比 10%,选取 0.8 作为预警值。不同智能算法结果对比如表 5 所示,通过表格可以得出,改进后的算法相比 TSO、文[22]、COA、SSA 算

法，在时间上分别减少了 59.1%、41.2%、21.4%、54.3%，这是由于 TSO、文[22]、SSA 算法没有考虑到种群中的个体最优解和全局最优解对下一次迭代过程中个体寻优的影响，导致算法在更新迭代时较为盲目，COA 算法忽略了个体最优解和全局最优解的作用时间，从而增加了算法在更新迭代时寻优的时间，本文 ACSSA 算法充分发挥种群中个体最优解和全局最优解在不同时期对算法的影响，从而加快了算法的收敛速度，因此本文改进算法在进行时间寻优时速度最快。

表 5 轨迹规划所需时间对比

Tab.5 Comparison of time required for trajectory planning				
算法	$T_{j1}(s)$	$T_{j2}(s)$	$T_{j3}(s)$	T (s)
TSO	2.6854	1.2589	1.5553	5.4996
文[22]	1.8221	0.9673	1.0396	3.829
COA	1.1035	0.3000	1.3587	2.8622
SSA	2.9746	1.0918	0.8551	4.9215
ACSSA	0.8957	0.5465	0.8062	2.2484

将机械臂第一关节的运动轨迹与时间的关系作图进行说明不同算法时间寻优的情况，如图 6 所示，在完成相同轨迹的情况下，ACSSA 算法最先完成轨迹规划，即在满足速度和加速度的约束下，本文改进算法获得更短的规划时间，进一步证明了本文改进算法的优越性及有效性。

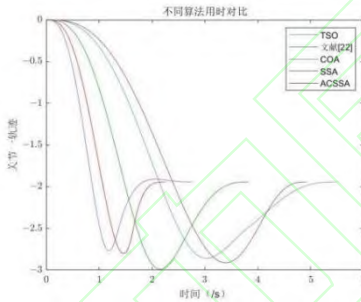


图 6 不同算法轨迹规划时间对比图

Fig. 6 Comparison of trajectory planning time with different algorithms

为验证本文算法在机械臂轨迹规划过程中的稳定性，本文使用 4-5-4 多项式插值进行拟合，并使用 Matlab 工具箱进行轨迹仿真。

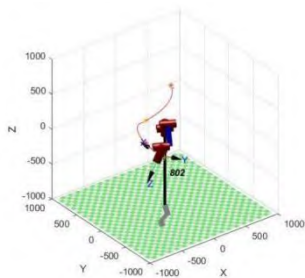


图 7 轨迹规划整体效果

Fig. 7 Overall effect of trajectory planning

图 7 为机械臂轨迹规划的空间展示，从图 7 中可以看

出，规划出的轨迹平滑没有突变点。图 8~图 10 为在做图 7 所示的轨迹运动时，机械臂的不同关节角度变化曲线、角速度变化曲线、角加速度变化曲线；图 8、图 9 中的曲线表明机械臂从起始点运动到目标点的过程中，在各关节均平滑运动，不存在突变的情况，降低了机械臂在运动过程中的损耗；图 10 中机械臂的加速度平滑且分布合理。综上，使用本文优化算法规划出的轨迹在角度、角速度、角加速度三方面均平稳连续无突变，提高了机械臂在运行过程的稳定性。

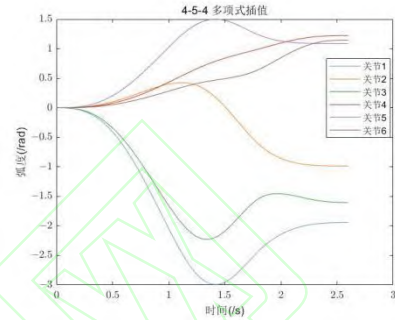


图 8 各关节位置曲线

Fig. 8 Position curve of each joint

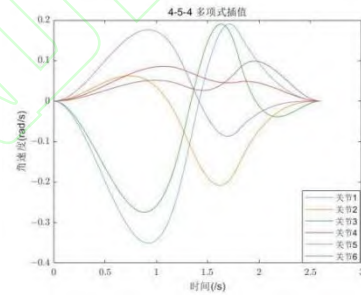


图 9 各关节运动速度曲线

Fig. 9 Velocity curves for each joint

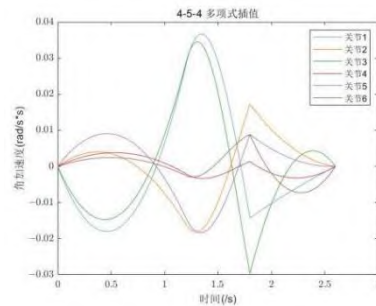


图 10 各关节运动加速度曲线

Fig. 10 Acceleration curves for each joint motion

4 结语

本文基于 4-5-4 多项式插值方法，在关节空间对机械臂轨迹进行拟合，并使用本文提出的自适应混沌麻雀搜索算法进行时间最优轨迹规划。本文所提算法与传统算法的主要区别在于：

- 1) 使用 Tent 混沌映射并结合透镜成像反向学习策略进

行种群初始化, 增加初始种群的多样性。

2) 对探索者的位置更新策略进行改进, 在位置更新时增加对个体当前位置、个体最优解和全局最优解的依赖, 通过自适应调节参数的方式使算法在前后两个时期对不同信息的依赖程度动态变化, 从而提高算法的收敛速度。

3) 使用柯西变异策略对当前最优适应度的个体进行变异, 提升算法跳出局部最优值的能力, 从而提高了算法的寻优精度。

将本文改进算法应用在六自由度机械臂的时间最优轨迹规划中, 使用 4-5-4 多项式插值法进行轨迹规划, 使用自适应混沌麻雀搜索算法为轨迹规划提供最优时间, 通过不同算法进行对比, 本文算法可以在满足机械臂各关节角度、角速度、角加速度的条件下, 在关节空间为机械臂提供一个最优时间, 且机械臂在运行过程中的稳定性有所提高, 验证了本文 ACSSA 算法的有效性。

参考文献-----

- [1] WEI B, SHU S H, ZHANG Y, et al. Kinematics analysis and trajectory planning simulation of manipulator based on AUBO-15[C]//2020 4th Annual International Conference on Data Science and Business Analytics. Piscataway, USA: IEEE, : 2020: 72-75.
- [2] UZUNER S, AKKUS N, TOZ M. Trajectory planning of a 5-DOF serial robot manipulator in joint-space[J]. Journal of Polytechnic, 2017, 20(1): 151-157.
- [3] Özge Ekrem, Bekir Aksoy. Trajectory planning for a 6-axis robotic arm with particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 122: 1906-1912.
- [4] SHI B, XU J. Time-optimal trajectory planning of industrial robot based on improved particle swarm optimization algorithm[C]//2020 39th Chinese Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 3683-3688.
- [5] 康代轲, 陈明. 基于改进混沌搜索算法的机器人轨迹规划[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(14): 143-147.
KANG D K, CHEN M. Planning and simulation of robot optimal trajectory based on improved chaotic search algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(14): 143-147.
- [6] Nagy A V. Time-optimal trajectory planning for robot manipulators[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2019, 141(11): 1-12.
- [7] 邓伟, 张其万, 刘平, 等. 基于双种群遗传混沌优化算法的最优时间轨迹规划[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(1): 101-106.
DENG W, ZHANG W Q, LIU P, et al. Optimal time trajectory planning based on two-population genetic chaos optimization algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(1): 101-106.
- [8] 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, 2402.
ZHAO Y H, LIU D X, LIU Z Y, et al. Time optimal trajectory planning of robotic arm based on multiple swarm competitive squirrel search algorithms[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2022, 56(12): 2321-2329, 2402.
- [9] 赵晶, 祝锡晶, 孟小玲, 等. 改进鲸鱼优化算法在机械臂时间最优轨迹规划的应用[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(3): 388-395.
ZHAO J, ZHU X J, MENG X L, et al. The application of whale optimization algorithm in the time optimal trajectory planning of robotic arm was improved[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(3): 388-395.
- [10] 钱文学, 宋帅, 李昊, 等. 基于混合样条曲线的换刀机器人换刀轨迹规划研究[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(10): 1427-1434.

- QIAN W X, SONG S, LI H, et al. Research on tool-changing trajectory planning of tool-changing robots based on hybrid spline curves[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021, 42(10): 1427-1434.
- [11] XIDIAS E K. Time-optimal trajectory planning for hyper-redundant manipulators in 3D workspaces[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 50: 286-298.
- [12] 普亚松, 史耀耀, 蔺小军, 等. 基于混合多项式插值的工业机器人关节运动规划[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(1): 84-94.
- PU Y S, SHI Y Y, LIN X J, et al. Joint motion planning of industrial robots based on hybrid polynomial interpolation[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(1): 84-94.
- [13] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [14] 杨宇伦, 凌铭. 基于改进鸡群优化算法的质子交换膜燃料电池模型参数辨识[J]. 太阳能学报, 2023, 44(2): 269-278.
- YANG Y L, LING M. Parameter identification of proton exchange membrane fuel cell model based on improved flock optimization algorithm[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2023, 44(2): 269-278.
- [15] 龙文, 伍铁斌, 唐明珠, 等. 基于透镜成像学习策略的灰狼优化算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(10): 2148-2164.
- LONG W, WU T B, TANG M Z, et al. Gray wolf optimization algorithm based on lens imaging learning strategy[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(10): 2148-2164.
- [16] 黄鹤, 高永博, 茹锋, 等. 基于自适应黏菌算法优化的无人机三维路径规划[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(10): 1282-1291.
- HUANG H, GAO Y B, RU F, et al. Three-dimensional path planning of UAV based on adaptive slime mold algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(10): 1282-1291.
- [17] MENG X, ZHU X. Autonomous obstacle avoidance path planning for grasping manipulator based on elite smoothing ant colony algorithm[J]. Symmetry, 2022, 14(9): 1843-1863.
- [18] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [19] PIEREZAN J, COELHO L D S. Coyote optimization algorithm: A new metaheuristic for global optimization algorithm[C]//Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 2633-2640.
- [20] JOHN J C. 机器人学导论[M]. 俞超, 译. 北京: 机械工业出版社, 2006: 48-58.
- JOHN J C. Introduction to robotics[M]. YUN C, trans. Beijing: China Machine Press, 2006: 48-58.
- [21] XIE L, HAN T, ZHOU H, et al. Tuna swarm optimization: A novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021[2021-10-20]. <https://doi.org/10.1155/2021/9210050>. DOI: 10.1155/2021/9210050.
- [22] 周明月, 周明伟, 刘桂岐, 等. 基于改进蝴蝶算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. 计算机科学, 2023, 50(S2): 119-126.
- ZHOU M Y, ZHOU M W, LIU G Q, et al. Time-optimal trajectory planning for robotic arm based on improved butterfly algorithm[J]. Computer Science, 2023, 50(S2): 119-126.

作者简介-----

赵 亮(1980-), 男, 博士, 教授。研究领域为模式识别, 人工智能。

刘瑞雪(1999-), 女, 研究生。研究领域为人工智能。

张玮奇(1992-), 女, 博士, 副教授。研究领域为视觉 SLAM, 机器学习。

