

文章编号:1671-251X(2021)11-0045-08

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.17844

煤矿救援机器人机械臂轨迹规划算法研究

韩涛, 李静, 黄友锐, 徐善永, 许家昌

(安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001)



扫码移动阅读

摘要:针对煤矿井下复杂环境中救援机器人机械臂轨迹规划不合理、规划方法收敛速度慢等问题,提出了一种基于融合杜鹃搜索的灰狼优化(CS-GWO)算法的煤矿救援机器人机械臂轨迹规划算法。以五次多项式插值为基本轨迹规划方法,在机械臂关节空间进行轨迹规划,通过 CS-GWO 算法对得到的轨迹进行优化,实现机械臂时间-能量最优轨迹规划。CS-GWO 算法在灰狼优化(GWO)算法的位置更新方式中融入杜鹃搜索(CS)算法的 2 次扰动过程,结合 CS 算法的莱维飞行模式和鸟巢位置随机更新的特点,使得狼群在向猎物逼近的过程中能够随机跳出局部搜索区域,扩大了搜索范围,避免算法陷入局部最优解,增强了 GWO 算法的全局搜索能力。Matlab 仿真结果表明,CS-GWO 算法能够有效提高 CS 算法的收敛速度和 GWO 算法的全局搜索能力,其稳定性更好,整体性能较优;利用机械臂轨迹规划算法可得到一条时间-能量最优轨迹,各关节角位移、角速度、角加速度曲线均光滑、连续,有效解决了煤矿井下复杂环境中救援机器人机械臂最优轨迹规划问题。

关键词:煤矿救援机器人;机械臂;轨迹规划;关节角轨迹;五次多项式插值;灰狼优化算法;杜鹃搜索算法

中图分类号:TD774 文献标志码:A

Research on trajectory planning algorithm of manipulator arm of coal mine rescue robot

HAN Tao, LI Jing, HUANG Yourui, XU Shanyong, XU Jiachang

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: In order to solve the problems of unreasonable trajectory planning of rescue robot manipulator arm and slow convergence speed of the planning method in the complex environment of coal mines, a trajectory planning algorithm of manipulator arm of coal mine rescue robot based on grey wolf optimization with cuckoo search (CS-GWO) is proposed. With the quintic polynomial interpolation as the basic trajectory planning method, the trajectory planning is carried out in the manipulator arm joint space, and the obtained trajectory is optimized by the CS-GWO algorithm to realize the time-energy optimal trajectory planning of the manipulator arm. The CS-GWO algorithm integrates the two perturbation process of the cuckoo search (CS) algorithm into the position update method of the grey wolf optimization (GWO) algorithm. Combined with the Lévy flight mode of the CS algorithm and the characteristics of the random update of the nest position, the algorithm enables the wolves to randomly jump out of the local search area in the process of approaching the prey, expands the search range, avoids the algorithm from falling into the local optimal solution, and enhances the GWO algorithm's global search capability. Matlab simulation results show that the CS-GWO algorithm can improve the convergence speed of the CS

收稿日期:2021-09-08;修回日期:2021-10-28;责任编辑:胡娴。

基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目(202104g01020012);安徽省教育厅自然科学研究重点项目(KJ2019A0110)。

作者简介:韩涛(1984—),男,安徽淮南人,高级实验师,硕士,研究方向为计算机视觉和智能控制等,E-mail:than@aust.edu.cn。

引用格式:韩涛,李静,黄友锐,等.煤矿救援机器人机械臂轨迹规划算法研究[J].工矿自动化,2021,47(11):45-52.

HAN Tao, LI Jing, HUANG Yourui, et al. Research on trajectory planning algorithm of manipulator arm of coal mine rescue robot [J]. Industry and Mine Automation, 2021, 47(11): 45-52.

algorithm and the global search capability of the GWO algorithm effectively, with better stability and better overall performance. The use of the manipulator arm trajectory planning algorithm can obtain a time-energy optimal trajectory. The curves of angular displacement, angular velocity, and angular acceleration of each joint are smooth and continuous, which solves the optimal trajectory planning problem of manipulator arm of rescue robot in the complex environment of coal mines effectively.

Key words: coal mine rescue robot; manipulator arm; trajectory planning; joint angle trajectory; quintic polynomial interpolation; grey wolf optimization algorithm; cuckoo search algorithm

0 引言

恶劣的开采环境导致煤矿安全事故频发。煤矿救援机器人能在复杂危险的矿井灾害环境中灵活运动,从而提升救援效率,减少煤矿灾难造成的人员伤亡。煤矿救援机器人机械臂轨迹规划即在工作空间中寻找与时间相关的运动路线^[1]。机械臂轨迹规划算法的性能直接影响机器人机械臂的运动效率,因此其研究具有重要意义。

根据规划空间不同,轨迹规划分为关节空间轨迹规划和笛卡尔空间轨迹规划^[2-3]。关节空间轨迹规划以各关节角度为规划对象,求取关节角度、角速度、角加速度,而笛卡尔空间轨迹规划以末端位姿为规划对象,通常以位姿坐标形式描述关键点。笛卡尔空间轨迹规划方法存在奇异解问题,而关节空间轨迹规划方法不会出现奇异解问题且计算较简单,因此,关节空间轨迹规划应用更广泛。

常用的机械臂轨迹规划算法有多项式插值算法和样条插值算法,其中三次样条插值、B 样条插值适用于有复杂连续任务要求的运动^[4-5],三次多项式和五次多项式插值算法被广泛应用于点到点运动和简单连续运动^[6-8]。为了保证角速度和角加速度均在可控范围内,本文选用五次多项式插值算法在机械臂关节空间进行轨迹规划。

轨迹规划算法的最终目的是寻找机械臂运动时目标函数的最优值。随着智能仿生算法的发展,遗传算法^[9-10]、粒子群算法^[11-12]、蜂群算法等^[13]被应用于机械臂轨迹规划中,但传统的智能优化算法存在搜索时间长、规划轨迹不够光滑、能量消耗高的问题。因此,研究者提出了基于改进智能优化算法的轨迹规划方法。李国洪等^[14]通过聚类方法对遗传算子进行综合调控,并通过新的变异操作提高算法后期的寻优效率,从而有效缩短了轨迹规划时间。邓伟等^[15]利用双种群遗传算法全局搜索能力强、进化速度快和混沌算法局部搜索能力强的优点,提出了一种基于混沌局部搜索的双种群遗传最优时间轨迹规划算法,使机械臂末端执行器运行轨迹平滑且时间最优。A. Khoukhi 等^[16]利用神经网络并行处

理、分布存储的特点及良好的自学习能力,提出了一种求解逆运动学问题的神经模糊网络,通过对最小时间和相应力矩的预处理建立神经模糊控制器,生成最优时间轨迹力矩。Y. L. Hsu 等^[17]提出了一种利用永磁同步电动机对切换机构进行节能轨迹规划的方法,采用实时编码遗传算法确定多项式系数,最终实现了能量最优控制。

针对现有算法存在的轨迹规划不合理、算法收敛速度慢等问题,为了同时满足轨迹规划的高精度和高速率要求,本文在上述研究的基础上,提出了一种基于融合杜鹃搜索的灰狼优化(Grey Wolf Optimization with Cuckoo Search,CS-GWO)算法的煤矿救援机器人机械臂轨迹规划算法。该算法在灰狼优化(Grey Wolf Optimization,GWO)算法的位置更新中融入杜鹃搜索(Cuckoo Search,CS)算法中出现的 2 次扰动,成功解决了 GWO 算法容易陷入局部最优解的问题,增强了算法的全局搜索能力,使机械臂轨迹规划算法能够更快收敛,且各关节角位移、角速度和角加速度曲线均光滑、连续,提高了轨迹规划的精度和速度。

1 关节空间轨迹规划

设六维向量 $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$, $\theta_1 - \theta_6$ 分别对应 6 个关节角,则五次多项式定义为

$$\theta(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \quad (1)$$

式中: t 为时间; $a_0 - a_5$ 为多项式系数。

假设机械臂各关节在初始时刻 t_0 和终止时刻 t_f 的角度、角速度、角加速度分别为 $\theta_0, \dot{\theta}_0, \ddot{\theta}_0, \theta_f, \dot{\theta}_f, \ddot{\theta}_f$, 将上述 6 个变量作为边界条件,得

$$\begin{cases} \theta(t_0) = \theta_0 \\ \theta(t_f) = \theta_f \\ \dot{\theta}(t_0) = \dot{\theta}_0 \\ \dot{\theta}(t_f) = \dot{\theta}_f \\ \ddot{\theta}(t_0) = \ddot{\theta}_0 \\ \ddot{\theta}(t_f) = \ddot{\theta}_f \end{cases} \quad (2)$$

由五次多项式定义得

$$\begin{cases} \theta(t) = \sum_{k=0}^5 a_k t^k = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + a_3 t^3 + a_4 t^4 + a_5 t^5 \\ \dot{\theta}(t) = \sum_{k=1}^5 k a_k t^{k-1} = a_1 + 2a_2 t + 3a_3 t^2 + 4a_4 t^3 + 5a_5 t^4 \\ \ddot{\theta}(t) = \sum_{k=2}^5 k(k-1) a_k t^{k-2} = 2a_2 + 6a_3 t + 12a_4 t^2 + 20a_5 t^3 \end{cases} \quad (3)$$

由式(2)和式(3)可以求出五次多项式的各项系数为

$$\begin{cases} a_0 = \theta_0 \\ a_1 = \dot{\theta}_0 \\ a_2 = \frac{\ddot{\theta}_0}{2} \\ a_3 = \frac{[20\theta_f - 20\theta_0 - (8\dot{\theta}_f + 12\dot{\theta}_0)t_f - (3\ddot{\theta}_0 - \ddot{\theta}_f)t_f^2]}{t_f^3} \\ a_4 = \frac{[30\theta_0 - 30\theta_f + (14\dot{\theta}_f + 16\dot{\theta}_0)t_f + (3\ddot{\theta}_0 - 2\ddot{\theta}_f)t_f^2]}{2t_f^3} \\ a_5 = \frac{[12\theta_f - 12\theta_0 - (6\dot{\theta}_f + 6\dot{\theta}_0)t_f - (\ddot{\theta}_0 - \ddot{\theta}_f)t_f^2]}{2t_f^3} \end{cases} \quad (4)$$

2 GWO 算法

GWO 算法源于灰狼种群的捕食机制。灰狼种群等级划分如图 1 所示。第 1 层是种群的领导者,称为 α 狼,主要负责狩猎、食物分配等决策事宜。第 2 层为 β 狼,主要协助 α 狼进行决策,当 α 狼淘汰或死亡时,会有相应的 β 狼来替补。 β 狼一方面将 α 狼的命令下达给其他灰狼,另一方面将其他灰狼的行动情况反馈给领导者 α 狼,起着重要的桥梁作用。第 3 层为 δ 狼, δ 狼听从 α 狼和 β 狼的命令,主要负责放哨、侦查、看护等任务。最底层为 ω 狼,主要负责种群内部关系的平衡。

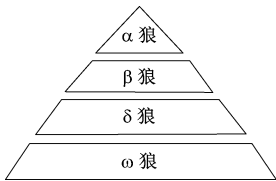


图 1 灰狼种群等级划分

Fig. 1 Grey wolf population classification

依据适应度大小将狼群分为 4 个等级,其中最好的前 3 只灰狼依次为 α 、 β 和 δ ,其余的记为 ω 。GWO 算法的主要思想如下:确定适应度最好的 3 只灰狼 α 、 β 和 δ ,作为最了解猎物信息的灰狼组;在算法迭代时,整个狼群会在灰狼组 α 、 β 和 δ 的带领下更新位置信息;狼群逐渐包围攻击猎物,以获得

最优解。

GWO 算法步骤如下:

(1) 初始化狼群位置,设置最大迭代次数 $n_{\max}$,并初始化系数 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 b 。其中 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 为系数向量, $\mathbf{A}$ 决定了更新后的灰狼位置向目标物靠近的程度; $\mathbf{C}$ 主要决定了更新后灰狼位置相对于目标物的方位;系数 b 的变化决定了 $\mathbf{A}$ 的取值范围,随着算法迭代次数的增加, b 由 2 线性递减到 0。计算狼群中每只灰狼的适应度值,确定适应度最好的 3 只灰狼为 α 、 β 、 δ 。

(2) 根据灰狼位置更新规则计算灰狼更新后的位置。

(3) 计算更新后的每只灰狼的适应度值。

(4) 更新 α 、 β 、 δ 狼的位置 $\mathbf{X}_\alpha$ 、 $\mathbf{X}_\beta$ 、 $\mathbf{X}_\delta$ 及参数 b 、 $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ 的值。

(5) 判断是否满足迭代条件,若满足则返回到步骤(2)继续执行,否则输出 $\mathbf{X}_\alpha$ 及其适应度值。

3 CS 算法

CS 算法是一种模仿杜鹃鸟寻窝产卵活动的群集智能优化算法。CS 算法中,每只杜鹃的寄生巢位置代表待求问题的 1 个可行解。每只杜鹃每次只会在 1 个寄生巢中产 1 个卵。在搜索鸟巢过程中,最优秀的寄生巢才会被留到下一代。每个寄生巢的主人都有一定的概率察觉自己的巢中有外来卵而放弃该鸟巢。寄生巢被放弃后,杜鹃会重新随机选择 1 个鸟巢作为新的寄生巢。

为了生存繁衍,杜鹃有 2 种产卵策略:

(1) 莱维飞行。杜鹃将通过莱维飞行所找到的寄生巢与之前的寄生巢对比,选择较优的寄生巢作为下一代的寄生巢。

(2) 随机选择。每个寄生巢的主人都有一定概率发现自己的巢被寄生。发现后,杜鹃将随机选择 1 个新的鸟巢作为自己的寄生巢。

杜鹃搜索鸟巢的过程就是在当前寄生巢的位置上按照一定的飞行规则寻找新的寄生巢的过程。该过程可描述为

$$x_i(l+1) = x_i(l) + \psi \oplus L(\lambda) \quad (5)$$

式中: $x_i(l+1)$ 为第 i 个寄生巢更新后的位置, l 为当前迭代次数; $x_i(l)$ 为第 i 个寄生巢的当前位置; $\psi > 0$ 为控制步长的变量; $\oplus$ 表示点乘运算; $L(\lambda)$ 为服从当前迭代次数 l 的莱维随机搜索路径,其概率分布为

$$L \sim u_1 = t^{-\lambda}, \quad 1 < \lambda < 3 \quad (6)$$

式中: u_1 为服从正态分布的变量; λ 为指数变量。

4 CS-GWO 算法

4.1 算法原理

灰狼的猎食过程可分为包围猎物、狩猎和攻击

猎物 3 个阶段。包围猎物阶段的行为可描述为

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C}\mathbf{X}_p(n) - \mathbf{X}(n)| \quad (7)$$

$$\mathbf{X}(n+1) = \mathbf{X}_p(n) - \mathbf{A}\mathbf{D} \quad (8)$$

$$\mathbf{C} = 2\mathbf{r}_2 \quad (9)$$

$$\mathbf{A} = 2b\mathbf{r}_1 - b \quad (10)$$

$$b = 2\left(1 - \frac{n}{n_{\max}}\right) \quad (11)$$

式中： $\mathbf{D}$ 为当前灰狼与猎物的距离； $\mathbf{X}_p(n)$ 为当前猎物的位置向量， n 为迭代次数； $\mathbf{X}(n)$ 和 $\mathbf{X}(n+1)$ 为第 n 代和 $n+1$ 代灰狼的位置向量； $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$ 为 $[0, 1]$ 的随机向量。

狩猎时整个狼群会在 α, β, δ 的带领下更新位置信息，该过程可描述为

$$\begin{cases} \mathbf{D}_\alpha = \mathbf{C}_1\mathbf{X}_\alpha(n) - \mathbf{X}(n) \\ \mathbf{D}_\beta = \mathbf{C}_2\mathbf{X}_\beta(n) - \mathbf{X}(n) \\ \mathbf{D}_\delta = \mathbf{C}_3\mathbf{X}_\delta(n) - \mathbf{X}(n) \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_1(n) = \mathbf{X}_\alpha(n) - \mathbf{A}_1\mathbf{D}_\alpha \\ \mathbf{X}_2(n) = \mathbf{X}_\beta(n) - \mathbf{A}_2\mathbf{D}_\beta \\ \mathbf{X}_3(n) = \mathbf{X}_\delta(n) - \mathbf{A}_3\mathbf{D}_\delta \end{cases} \quad (13)$$

$$\mathbf{X}(n+1) = \frac{\mathbf{X}_1(n) + \mathbf{X}_2(n) + \mathbf{X}_3(n)}{3} \quad (14)$$

式中： $\mathbf{D}_\alpha, \mathbf{D}_\beta, \mathbf{D}_\delta$ 为当前灰狼与 α, β, δ 之间的距离； $\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \mathbf{C}_3$ 分别为 $\mathbf{X}_\alpha, \mathbf{X}_\beta, \mathbf{X}_\delta$ 的随机权重，其作用是增强或减弱 3 只最优灰狼的影响，以改变灰狼的随机搜索行为，可通过式(9)计算； $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \mathbf{A}_3$ 分别决定了更新后位置为 $\mathbf{X}_1(n), \mathbf{X}_2(n), \mathbf{X}_3(n)$ 的灰狼向 3 只最优灰狼靠近的程度，可通过式(10)计算。

在 GWO 算法中，灰狼狩猎时对未知猎物的勘探能力主要取决于参数 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 。当 $|\mathbf{A}| > 1$ 时，灰狼个体会远离猎物位置，对空间进行全局搜索；当 $|\mathbf{A}| < 1$ 时，灰狼向猎物发起攻击，对附近的空间进行局部搜索。参数 $\mathbf{C}$ 为猎物提供了一个随机权重，当 $|\mathbf{C}| > 1$ 时，会强化猎物影响，灰狼要靠近猎物更加困难，会对空间进行全局搜索；当 $|\mathbf{C}| < 1$ 时，会弱化猎物影响，使灰狼更加容易接近猎物，会对周围空间进行局部搜索。

GWO 算法虽具有较强的搜索能力，但存在以下缺点：① 始终跟随 α, β, δ 对狼群的位置进行更新，这种优秀灰狼组的引导导致算法很难跳出局部最优解，容易发生早熟现象。② 在迭代后期， $|\mathbf{A}| < 1$ 时，提供的主要是局部搜索能力，缺少全局搜索能力，较易陷入局部最优。

CS 算法中有 2 种选择寄生巢策略：莱维飞行和随机选择。在 GWO 算法中结合莱维飞行方式进行搜索，可以扩大搜索代理群体的搜索范围，增加搜索

代理个体搜索的随机性，使算法在运行过程中能跳出当前局部最优解，寻找更优解。采用 Mantegna 算法模拟莱维飞行模式，算法公式为

$$s = \frac{u_2}{|\nu|^{\frac{1}{\gamma}}} \quad (15)$$

式中： s 为莱维飞行的路径； γ 为莱维指数，取值范围为 $[0, 2]$ ； u_2, ν 为服从正态分布的变量，其服从的正态分布为

$$u_2 \sim N(0, \sigma_u^2), \sigma_u^2 = \left(\frac{\Gamma(1+\gamma)\sin(\gamma\pi/2)}{\Gamma((1+\gamma)/2)2^{(\gamma-1)/2}\gamma} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (16)$$

$$\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2), \sigma_\nu^2 = 1 \quad (17)$$

式中 Γ 为 Gamma 函数，其定义为

$$\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} l^{x-1} e^{-l} dl \quad (18)$$

将 CS 算法中出现的 2 次扰动过程融入到 GWO 算法的位置更新中，分 2 个部分进行：第 1 部分是先对 GWO 算法中适应度最好的 α, β, δ 的位置进行扰动，然后选择位置较好的灰狼，将莱维飞行方式应用到前 3 只灰狼的位置更新中，再通过 GWO 算法计算狼群位置；第 2 部分是采用预先设定的发现概率对灰狼种群位置进行扰动，并保留位置较好的灰狼，将 CS 算法中的鸟巢位置随机更新方式应用到整个狼群的位置更新中，使得狼群在向猎物逼近的过程中能够随机跳出局部搜索区域，扩大了搜索范围，避免算法陷入局部最优解，增强了 GWO 算法的全局搜索能力。

4.2 算法流程

CS-GWO 算法流程如图 2 所示，具体实现步骤如下：

(1) 初始化种群和算法参数，设置最大迭代次数 $n_{\max}$ 、参数 $b, \mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 及狼群被发现概率，计算狼群适应度 fitness，记录 α, β, δ 的初始位置。

(2) 使用莱维飞行机制对 α, β, δ 的位置进行扰动，并保留较好的位置。

(3) 根据式(14)更新每个灰狼个体的位置。

(4) 判断灰狼个体是否被发现，若被发现，则对整个灰狼种群的位置进行扰动，对比更新前后位置，择优保留位置较好的灰狼；否则，保留上一代灰狼位置。

(5) 计算种群中每个个体的适应度 fitness，更新 $\mathbf{X}_\alpha, \mathbf{X}_\beta, \mathbf{X}_\delta, b, \mathbf{A}$ 和 $\mathbf{C}$ 。

(6) 判断是否满足迭代条件，若不满足则输出 $\mathbf{X}_\alpha$ 及其适应度 fitness，若满足则返回到步骤(2)继续执行。

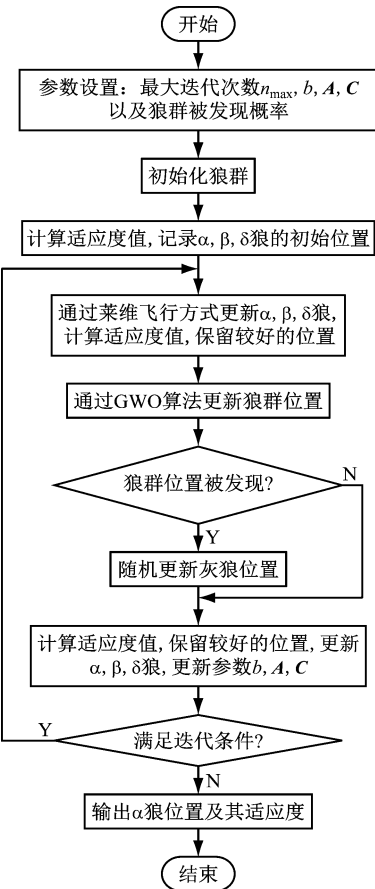


图2 CS-GWO算法流程
Fig. 2 Flow of CS-GWO algorithm

5 基于CS-GWO算法的机械臂轨迹规划

5.1 约束条件

在机器人运动过程中,为了使机械臂运行平稳,不发生晃动与冲击,需要对机械臂的角速度和角加速度进行约束。机器人关节角约束条件见表1。其中 $[q_{\min}, q_{\max}]$ 为关节角最小和最大值, $[\dot{q}_{\min}, \dot{q}_{\max}]$ 和 $[\ddot{q}_{\min}, \ddot{q}_{\max}]$ 分别是速度、加速度的最小值和最大值。

表1 机器人关节角约束条件

Table 1 Constraints on robot joint angle			
关节	$[q_{\min}, q_{\max}] / \text{rad}$	$[\dot{q}_{\min}, \dot{q}_{\max}] / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	$[\ddot{q}_{\min}, \ddot{q}_{\max}] / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-2})$
1	(-1.745, 1.745)	(-1.396, 1.396)	(-1.745, 1.745)
2	(-1.745, 1.745)	(-2.618, 2.618)	(-2.909, 2.909)
3	(-0.872, 0.872)	(-1.091, 1.091)	(-3.117, 3.117)
4	(-3.054, 3.054)	(-2.793, 2.793)	(-4.987, 4.987)
5	(-2.357, 2.357)	(-1.629, 1.629)	(-4.987, 4.987)
6	(-3.142, 3.142)	(-2.793, 2.793)	(-6.545, 6.545)

5.2 目标函数

在优化目标的选择上,机器人工作效率和能量消耗一直是备受关注的问题。本文综合考虑时间和能量为目标函数,采用五次多项式插值法进行轨迹

规划。对于1条由 m 个关键点 $H_1, H_2, \dots, H_m$ 组成的轨迹,建立轨迹的能耗模型:

$$E = \sum_{j=1}^6 \int_0^{t_1+t_2+\dots+t_{m-1}} |\tau_j| dq_j = \sum_{j=1}^6 \int_0^{t_f} |\tau_j(t)| \times \omega(t) |dt| = \sum_{j=1}^6 \int_0^{t_f} |\tau_j(t) \dot{q}(t)| dt \tag{19}$$

式中: E 为消耗的能量; t_j 为点 H_j 与 H_{j+1} 之间的运动时间; τ_j 为关节力矩; dq_j 为关节角位移; $\omega(t)$ 为关节角速度。

通过加权系数法得到优化目标函数 $F(t_f, E)$:

$$F(t_f, E) = \xi_1 t_f + \xi_2 E = \xi_1 t_f + \xi_2 \left(\eta \sum_{j=1}^6 \int_0^{t_f} |\tau_j(t) \dot{q}(t)| dt \right) \tag{20}$$

式中: ξ_1, ξ_2 为归一化权因子; η 为弹性系数。

最终建立的适应度函数为

$$\text{fitness}(t_f, E) = \frac{1}{1 + F(t_f, E)} \tag{21}$$

通过CS-GWO算法搜索适应度函数值最大时的 t_f 与 E ,即得到所需的最优解。

6 仿真分析

6.1 仿真条件

为了验证CS-GWO算法的效果,使用Matlab中的Robotics Toolbox工具箱进行机械臂仿真建模。在仿真中,规划出1条起始点为 H_1 、中间点为 H_2 、终点为 H_3 的闭合作业路径,给定点 H_1, H_2, H_3 的位姿,根据逆运动学原理解得其对对应关节角。指定 H_1, H_2, H_3 的初始速度和加速度均为0, H_1 到 H_2 、 H_2 到 H_3 、 H_3 到 H_1 的运动时间分别为 t_1, t_2, t_3 。设 H_1, H_2, H_3 的位置为 $\mathbf{X}_1 = (1.4 \text{ m} \ 0 \ 1.583 \text{ m})$, $\mathbf{X}_2 = (2.3 \text{ m} \ -0.6 \text{ m} \ 0.75 \text{ m})$, $\mathbf{X}_3 = (2.3 \text{ m} \ -0.6 \text{ m} \ 0.75 \text{ m})$;末端姿态为 $R_1 = (0 \ -3.142 \ 0)$, $R_2 = (-2.793 \ 1.484 \ 4.712)$, $R_3 = (-2.793 \ 1.484 \ 4.625)$;解得对应关节角: $q_1 = (1.571 \ -1.571 \ 0 \ 0 \ 1.571 \ -1.571)$, $q_2 = (1.189 \ -0.470 \ -0.655 \ 1.483 \ 1.494 \ 0.477)$, $q_3 = (1.721 \ -0.601 \ -0.356 \ 1.860 \ 1.046 \ 0.688)$ 。

6.2 结果分析

设种群规模为120,最大迭代次数为50,分别用CS-GWO、GWO和CS算法进行轨迹规划。弹性系数 η 的值取决于时间和能量的增长速度的比率,本文设弹性系数 $\eta = 0.003$ 。 ξ_1, ξ_2 取经验值, $\xi_1 = 0.5, \xi_2 = 0.5$ 。仿真结果见表2,其中Std为最优目标函数的标准差。

从表2可知,CS-GWO算法寻得的最优时间序

表 2 轨迹规划仿真结果
Table 2 Simulation results of trajectory planning

算法	t_1/s	t_2/s	t_3/s	$\min F(t_f, E)$	Std	t_f/s	E/J
CS	1.627 0	1.636 2	1.516 5	10.686 2	8.27×10^{-5}	4.779 7	5 415.57
GWO	1.627 2	1.620 9	1.516 5	10.686 2	1.81×10^{-4}	4.767 4	5 417.38
CS-GWO	1.613 7	1.623 9	1.498 1	10.679 2	0	4.735 7	5 415.18

列为(1.613 7 s,1.623 9 s,1.498 1 s),寻得的平均最优目标函数值为 10.679 2。相较于 CS 算法和 GWO 算法,CS-GWO 算法得到的平均最优目标函数值最小,搜索到的解最优,全局搜索能力最强。另外,CS-GWO 算法的标准差最小,说明其稳定性最好。

算法寻优曲线如图 3 所示。可以看出,3 种算法的寻优曲线最终趋势一致,但从收敛速度来看,GWO 算法和 CS-GWO 算法都能较快收敛到最优值,明显比 CS 算法的收敛速度快。

综合来看,CS-GWO 算法能够有效提高 CS 算法的收敛速度,提高 GWO 算法的全局搜索能力,其稳定性更好,整体性能较优。优化后关节 1—关节 6 轨迹规划仿真结果如图 4—图 9 所示。从关节角位移仿真结果可以看出,机械臂末端轨迹角位移曲线均较平滑,说明仿真过程中 6 个关节能够在规定的路径点之间较平滑地进行轨迹运动。从角速度曲线可以看出,6 个关节的角速度变化都比较平稳,说明

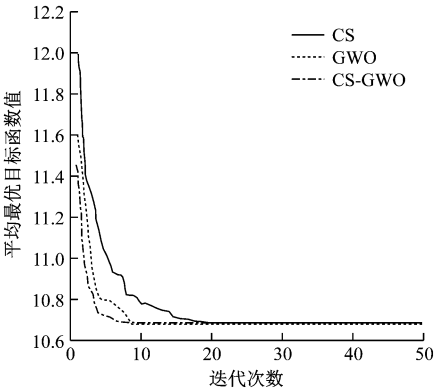


图 3 寻优曲线对比

Fig. 3 Comparison of optimization curves

运动过程中角加速度均没有发生突变,且均满足机械臂约束条件。光滑、连续变化的角速度和角加速度轨迹曲线说明机械臂在运动过程中所受的冲击力小,能够保证电动机平稳运行,提高了机器人的工作效率。仿真结果验证了将 CS-GWO 算法应用于机器人机械臂轨迹规划的可行性与有效性。

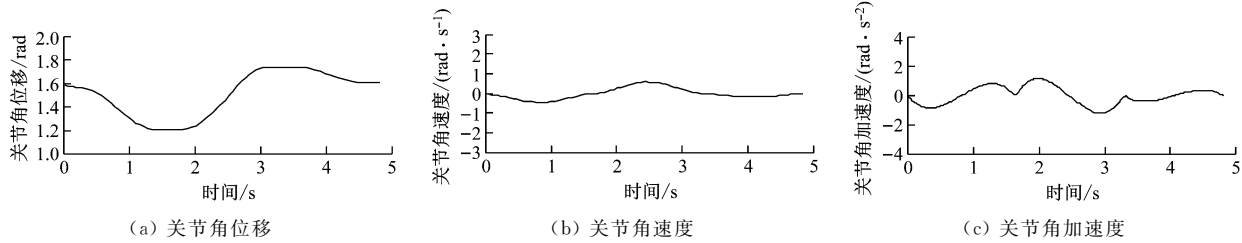


图 4 关节 1
Fig. 4 Joint 1

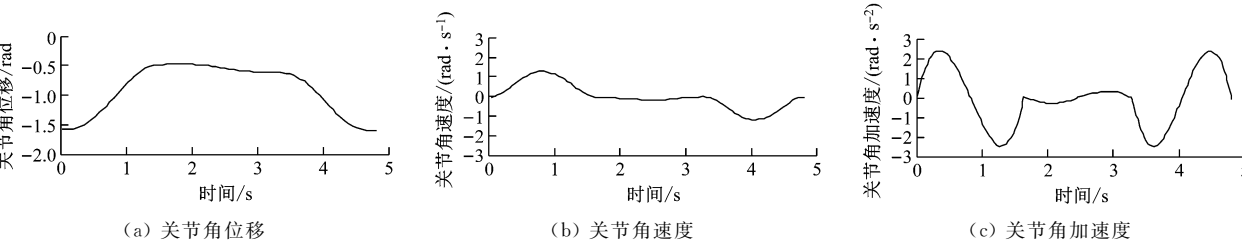


图 5 关节 2
Fig. 5 Joint 2

7 结语

为了使煤矿救援机器人机械臂有效规划出一条可行关节角轨迹,提出了一种基于 CS-GWO 算法的煤矿救援机器人机械臂轨迹规划算法。以五次多项式插值为基本轨迹规划方法,采用 CS-GWO 算

法对得到的轨迹进行优化,利用 CS 算法中的莱维飞行模式和鸟巢位置随机更新方式对基本 GWO 算法中灰狼位置进行扰动,使得狼群能够跳出局部最优解,扩大搜索范围,增强全局搜索能力。仿真结果表明:与基本 GWO 算法和 CS 算法相比,CS-GWO 算法能够以较快的速度收敛到最优值,且寻得的平

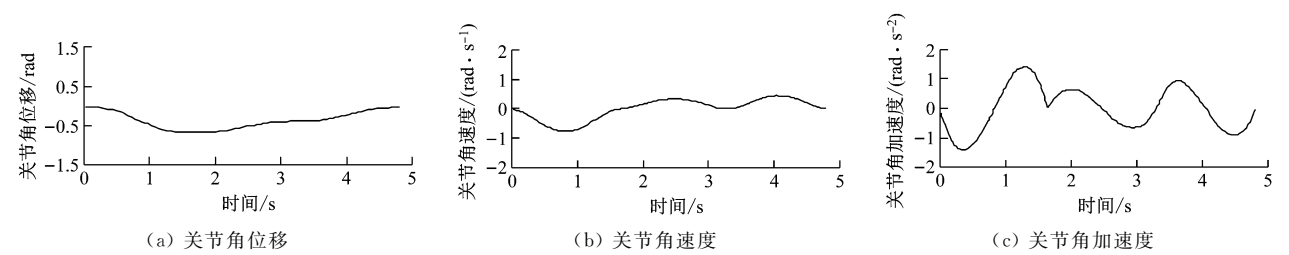


图 6 关节 3
Fig. 6 Joint 3

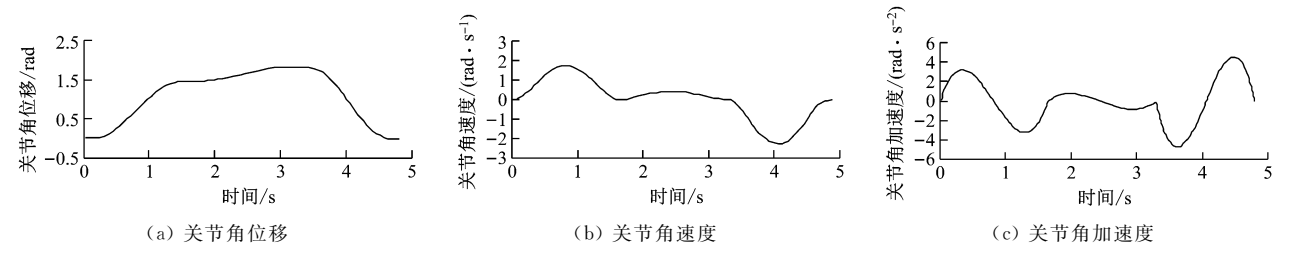


图 7 关节 4
Fig. 7 Joint 4

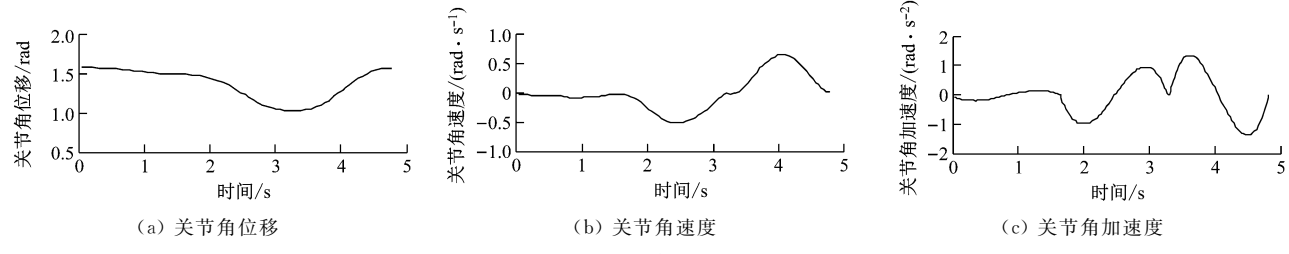


图 8 关节 5
Fig. 8 Joint 5

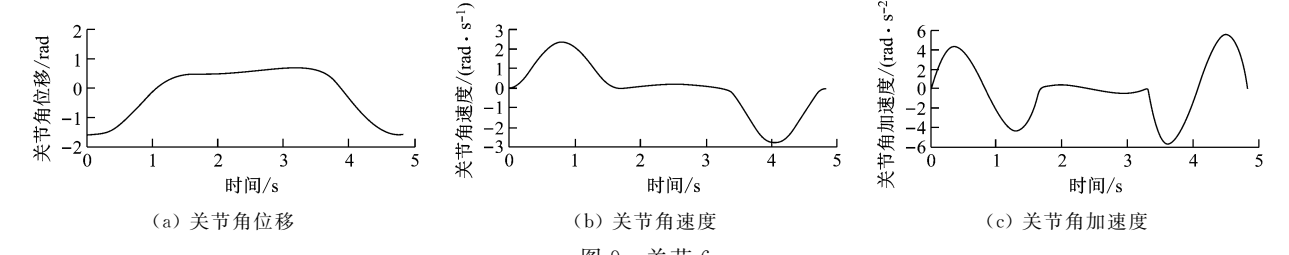


图 9 关节 6
Fig. 9 Joint 6

均最优目标函数值更小;从各关节优化后的运动轨迹曲线可以看出,各关节角位移、角速度和角加速度曲线均光滑、连续,角速度和角加速度无突变且满足约束条件。仿真结果验证了CS-GWO算法在搜索能力方面的提升,以及将其应用在煤矿救援机器人机械臂轨迹规划上的可行性与有效性。

参考文献(References):

[1] 王路明,常振兴. 机器人技术在煤矿中的应用及发展趋势[J]. 煤炭技术,2021,40(4):151-153.
WANG Luming, CHANG Zhenxing. Application and development trend of robot technology in coal mine [J]. Coal Technology, 2021, 40(4): 151-153.

[2] 徐伟锋,金向阳. 煤矿机器人轨迹跟踪自抗扰控制研究[J]. 煤矿机械,2021,42(3):57-59.

XU Weifeng, JIN Xiangyang. Research on active disturbance rejection control for trajectory tracking of coal mine robot [J]. Coal Mine Machinery, 2021, 42(3): 57-59.

[3] 牛启臣,张弓,张功学,等. 多机器人轨迹规划研究综述及发展趋势[J]. 机床与液压,2021,49(12): 184-189.
NIU Qichen, ZHANG Gong, ZHANG Gongxue, et al. Review and development trend of multi-robot trajectory planning [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(12): 184-189.

[4] 赵相博,潘松峰,赵加龙. 搬运机器人关节空间轨迹规划研究[J]. 自动化技术与应用,2020,39(11):86-90.
ZHAO Xiangbo, PAN Songfeng, ZHAO Jialong. Research on joint space trajectory planning of handling robot [J]. Techniques of Automation and

- Applications, 2020, 39(11): 86-90.
- [5] LI Y, WANG J, JI Y. Function analysis of industrial robot under cubic polynomial interpolation in animation simulation environment [J]. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 2020, 6(4): 105.
- [6] HU J, SUN Y, LI G, et al. Trajectory planning algorithm and simulation of 6-DOF manipulator [J]. International Journal of Wireless & Mobile Computing, 2018, 14(2): 138-148.
- [7] DU Q J, ZHANG X Y, ZHAI S L. Humanoid robot arm kinematics modeling and motion planning [J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 644-650: 247-250.
- [8] YUE M, WU X, GUO L, et al. Quintic polynomial-based obstacle avoidance trajectory planning and tracking control framework for tractor-trailer system [J]. International Journal of Control Automation and Systems, 2019, 17(3): 2634-2646.
- [9] 周晟. 基于改进量子遗传算法的机械臂轨迹优化 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(6): 33-37.
- ZHOU Sheng. Manipulator based on improved quantum genetic algorithm trajectory optimization [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(6): 33-37.
- [10] LIU Y, GUO C, WENG Y. Online time-optimal trajectory planning for robotic manipulators using adaptive elite genetic algorithm with singularity avoidance [J]. IEEE Access, 2019, 7: 146301-146308.
- [11] 何建成, 李林升, 林国湘. 基于多目标粒子群算法工业机器人最优轨迹规划 [J]. 制造业自动化, 2021, 43(2): 57-62.
- HE Jiancheng, LI Linsheng, LIN Guoxiang. The optimal planning of industrial robot trajectories based on MOPSO [J]. Manufacturing Automation, 2021, 43(2): 57-62.
- [12] GAO F, WU P. A trajectory planning algorithm for medical manipulators based on adaptive particle swarm optimization and fuzzy neural network [J]. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 2020, 53(3): 429-435.
- [13] 浦玉学, 舒鹏飞, 蒋祺, 等. 工业机器人时间-能量最优轨迹规划 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(22): 86-90.
- PU Yuxue, SHU Pengfei, JIANG Qi, et al. Time-energy optimum trajectory planning for industrial robot [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(22): 86-90.
- [14] 李国洪, 王远亮. 基于 B 样条和改进遗传算法的机器人时间最优轨迹规划 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(11): 215-223.
- LI Guohong, WANG Yuanliang. Time-optimal trajectory planning of robots based on B-spline and improved genetic algorithm [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(11): 215-223.
- [15] 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 Wei, ZHANG Qiwan, LIU Ping, et al. Optimal time trajectory planning based on dual population genetic and chaotic optimization algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(1): 101-106.
- [16] KHOUKHI A, BARON L, BALAZINSKI M, et al. A hierarchical neuro-fuzzy system to near optimal time trajectory planning of redundant manipulators [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(7): 974-984.
- [17] HSU Y L, HUANG M S, FUNG R F. Energy-saving trajectory planning for a toggle mechanism driven by a PMSM [J]. IFAC Proceedings Volumes, 2013, 46(5): 628-635.