

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法

都海波, 葛展展, 张金锋, 谢枫

引用本文:

都海波, 葛展展, 张金锋, 谢枫. 基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(9): 2217–2225.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0107>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### [安全平滑的改进时间弹性带轨迹规划算法](#)

Safe and smooth improved time elastic band trajectory planning algorithm

控制与决策. 2022, 37(8): 2008–2016 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2021.0068>

#### [非平坦地形下移动机器人安全路径规划](#)

Safe path planning of mobile robot in uneven terrain

控制与决策. 2022, 37(2): 323–330 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1221>

#### [基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业](#)

Multi-mobile robot cooperative inspection operation based on improved biological excitation neural network algorithm in substation

控制与决策. 2022, 37(6): 1453–1459 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1714>

#### [基于 \$\text{pm}3\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on  $\text{pm}3\sigma$  normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

#### [基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测](#)

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter

控制与决策. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

# 基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法

都海波<sup>1†</sup>, 葛展展<sup>1</sup>, 张金锋<sup>2</sup>, 谢枫<sup>3</sup>

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院, 合肥 230009; 2. 国网安徽省电力有限公司, 合肥 230061; 3. 中国能源建设集团安徽省电力设计院有限公司, 合肥 230022)

**摘要:** 为了提高电力系统的自动化水平,减轻电力工人在检修高压输电系统时的劳动强度,同时保障电力工人人身安全,提出并设计一种可以攀爬电力铁塔的六自由度关节式机器人,针对该构型进行运动学分析和求解.为解决传统的解析法用于机械臂逆运动学求解过程中存在操作繁琐和奇异点无法逆运算等问题,提出一种基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法.首先,对电力攀爬机器人进行DH建模,得到正运动学方程;然后,使用正运动学方程和目标位姿建立代价函数,采用改进天牛须算法对代价函数优化;最后,使用Matlab实现此算法进行仿真验证.实验结果表明,与传统的天牛须算法、改进遗传算法以及改进粒子群算法相比,所提出算法具有较好的收敛性,求解精度较高.

**关键词:** 电力攀爬机器人; 运动机构设计; 改进天牛须算法; 轨迹规划

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.0107

**引用格式:** 都海波,葛展展,张金锋,等.基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法[J].控制与决策,2022,37(9):2217-2225.

## Inverse kinematics solution algorithm of electric climbing robot based on improved beetle antennae search algorithm

DU Hai-bo<sup>1†</sup>, GE Zhan-zhan<sup>1</sup>, ZHANG Jin-feng<sup>2</sup>, XIE Feng<sup>3</sup>

(1. College of Electrical and Automation Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd, Hefei 230061, China; 3. China Energy Construction Group Anhui Electric Power Design Institute Co., Ltd, Hefei 230022, China)

**Abstract:** In order to improve the automation level of power systems, reduce the labor intensity of power workers in the maintenance of high voltage transmission system, and ensure their personal safety, a 6-DOF articulated robot for climbing power tower is designed and proposed. Kinematics analysis and solution are carried out for the configuration. In order to solve that the traditional analytical method used in the inverse kinematics of manipulator has the problem of complicated operation and the problem that singular points can not be inverse operation, this paper presents an inverse kinematics algorithm for the electric climbing robot based on the improved beetle antennae search algorithm. The DH model of the electric climbing robot is established, and the forward kinematics equation is obtained. A cost function is established according to the positive kinematics equation and the target pose, the cost function is optimized using the improved beetle antennae search algorithm, and Matlab is used to realize this algorithm for simulation verification. Simulation results show that contrasting with the traditional beetle antennae search algorithm, the improved genetic algorithm and the improved particle swarm optimization algorithm, the inverse kinematics solution algorithm of the electric climbing robot based on the improved beetle antennae search algorithm has good convergence and high solution accuracy, which can be used in the robot real-time control system.

**Keywords:** electric climbing robot; design of motion mechanism; improved beetle algorithm; trajectory planning

收稿日期: 2021-01-19; 录用日期: 2021-06-17.

基金项目: 安徽省自然科学基金项目(2008085UD03, 1808085MF180); 国家自然科学基金项目(62073113, 62003122, 61673153); 中央高校基本科研业务费资金项目(PA2020GDKC0016).

责任编辑: 方勇纯.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: haibo.du@hfut.edu.cn.

## 0 引言

随着电力行业的迅速发展,远距离高压、特高压输电技术已经达到较高水平.但是,作为支撑的输电线电力铁塔依然依靠人工巡检,大多采用人工爬塔的方法进行检查维修,且输电铁塔大多建设在远郊或山区,长年受气候影响需要定期巡检和不定期维修,因此,人工巡检作业难度大、危险性高的问题日益突出.目前,利用电力铁塔攀爬机器人代替人工完成危险的巡检任务已经成为一大热门<sup>[1]</sup>. Shigeo等<sup>[2]</sup>设计了一种机器人NINJA,可通过改变脚部机构攀爬墙壁和桥梁,但机械机构繁琐且控制复杂; Armada等<sup>[3]</sup>研制了一种6足攀爬机器人REST,可吸附在铁磁质墙壁表面,具有较强的越障能力,但整体结构尺寸较大、质量大、行动缓慢.陆小龙等<sup>[4]</sup>设计了一种攀爬机器人夹持机构,具有较好的夹持性能,但受限于结构,越障能力稍弱;蔡传武<sup>[5]</sup>研制了一种具有攀爬和操作功能的双手爪式模块化仿生机器人,其由5个关节构成,可多种步态攀爬,有较强的适应性和灵活性,但是负载能力一般,且对中间关节电机要求极高,故做成较大型负载能力的机器人难度略大.本文针对以上缺点提出一种六自由度结构的电力攀爬机器人,并建立改进DH模型参数,可多种步态攀爬,降低对使用关节电机性能的要求,提高负载能力,实现高空作业.

工业机器人逆运动学求解是指通过给定的目标机器人末端位姿参数计算出各关节角,对机器人的轨迹规划动态性能分析等有重要的研究意义<sup>[6]</sup>.目前,工业机器人逆运行方程求解方法主要有几何法、解析法和数值法.针对几何法, Menon等<sup>[7]</sup>提出一种计算冗余机械臂运动规划的几何方法,将连杆的运动模拟为信息线运动进行几何求解; Sardana等<sup>[8]</sup>提出一种相对简单的几何方法求解四连杆机械臂逆解,该机械臂可以应用于医学应用中; Xu等<sup>[9]</sup>提出一种改进的模态方法,使用模式函数描述机器人结构框架表示几何形状,求取应用轨道服务的机械臂逆解.几何求解方法局限于机械构型,一般要求前三轴以几何形式存在解.针对解析法, Tong等<sup>[10]</sup>提出一种冗余滑动机械臂的逆运动学参数分析方法,通过关节角度参数化方法求取解析解,但此方法高度依赖配置,当应用对象为多关节机械臂时,计算量较大且求解过程有一定的运气成分.针对数值解, Ananthanarayanan等<sup>[11]</sup>提出一种将解析解与数值解相结合的方法解决机械臂逆解问题;韩磊等<sup>[12]</sup>提出一种使用牛顿迭代算法求机械臂逆解的方法,但迭代解稳定性无法保障.随着计算机技术的飞速发

展<sup>[13]</sup>,各种智能优化算法已经普及并广泛用于解决逆解问题. Parker等<sup>[14]</sup>提出使用遗传算法(GA)<sup>[15]</sup>求解逆解,最大程度减少关节位移,但该方法的求解精度有限;林阳等<sup>[16]</sup>对遗传算法进行改进,提出一种多种群遗传算法(MPGA)求解逆解的方法,得到了比单种群遗传算法更好的求解精度;朱经纬等<sup>[17]</sup>提出使用自适应粒子群算法(SAEP SO)<sup>[18]</sup>进行求解,以获得比粒子群算法更高的精度.天牛须搜索算法(beetle antennae search algorithm, BAS)是根据自然界天牛这一生物寻找食物的原理抽象出的一种高效智能寻优算法<sup>[19]</sup>,具有参数少、精度高、收敛速度快、易于实现等优点;王宸等<sup>[20]</sup>提出一种变步长的改进天牛须算法,在一定程度上可以提高天牛搜索优化速度,但由于并没有设置步长基本分辨率,会导致后期出现无效迭代的情况.卢光辉等<sup>[21]</sup>引入模拟退火算法中的蒙特卡洛法则,使得天牛须算法稳定性得以提高并能够应用于分布式电源选址定容问题,验证了求解的高效性,但是针对处理类似六自由度关节机器人这种高维度、非线性、强耦合的问题时,求解精度有限.

为了解决这些不足,本文针对传统的天牛须智能搜索算法,采用步长基本分辨率下使步长指数衰减的方式进行变步长搜索,以提高解的搜索速度.同时,对蒙特卡洛法则作出改进使其适用于机器人逆解问题求解.最后通过单点测试和轨迹规划测试实验结果表明,与传统的天牛须智能优化算法相比,所提出算法求解速度更快,精度更高,可以更好地应用于机器人逆解求解问题.

## 1 电力攀爬机器人结构设计

### 1.1 功能需求分析

电力铁塔高空作业任务主要涉及铁塔螺栓、脚钉和绝缘子等定时检测或紧固,对于铁塔自身而言,会产生腐蚀、裂缝等缺陷,需要进行相关的检测和作业.由此可见,对于电力铁塔高空攀爬机器人的结构设计,机器人应满足在角钢塔上进行攀爬,并具有携带一定检测设备和作业设备完成电力铁塔智能巡检作业的能力.因此,首要设计一种机器人可以在电力铁塔上攀爬,实现基本的运动和越障功能.根据电力铁塔的结构分析,机器人既可以沿着主材(角钢)的侧面向上攀爬,也可以沿着角钢两个侧面的交叉棱线方向向上攀爬.对比两种方案,若沿着角钢的侧面攀爬,则机器人的重心在角钢的外侧,机器人运动时会因为重力产生较大的倾覆力矩,这对夹持机构或吸附装置设计均较为复杂;若沿着棱线的方向攀爬,则机器人的重心可以落在角钢塔上,机器人在攀爬运动时会更

加可靠. 因此, 本文旨在设计一种可以沿着角钢棱线向上攀爬的电力铁塔攀爬机器人.

### 1.2 运动机构设计

电力铁塔攀爬机器人的机械结构为机器人可以实现攀爬越障功能的执行机构, 机械结构是否合理直接影响机器人的运动性能. 本文从仿生学角度, 借鉴昆虫蠕虫<sup>[22]</sup> 攀爬步态, 机器人运动部分设计为6R构型, 静态定位选择电磁铁吸附的方式实现. 在大自然中, 昆虫可以在树干枝条上攀爬运动, 一般常见的鳞翅目昆虫是蛾或蝴蝶的幼虫, 可以抽象为超冗余自由度机构分析其运动原理. 鳞翅目昆虫具有超冗余自由度, 可以在复杂的环境下移动<sup>[23]</sup>. 相比于树枝变化多端的结构, 铁塔桁架角钢的结构简单很多. 将昆虫模型进行简化, 如图1所示.

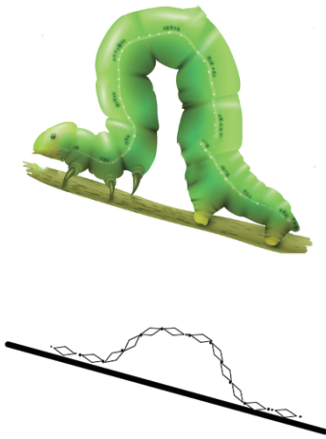


图1 蠕虫及其抽象模型<sup>[24]</sup>

鳞翅目昆虫的超冗余构型精简为3个自由度的构型后, 得到一种三自由度串联结构, 如图2所示, 其中蓝色旋转曲线为关节位置.

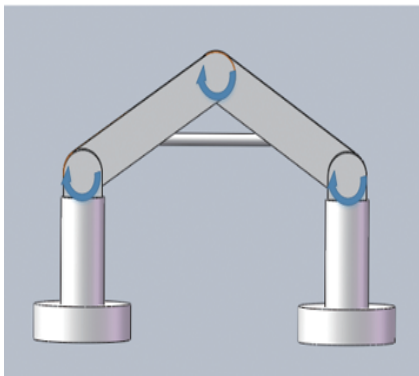


图2 三自由构型简图

该简化模型只能在平面运动, 而且不具有负载能力, 为了提高电力铁塔攀爬机器人的灵活度, 使其在三维空间运动, 在腕部增加2个关节轴向垂直于铁塔的旋转关节; 同时中间添加1个横杆, 可以添加负载或其他必要工作携带物, 同时延长了机器人自身的长

度, 扩展机器人工作空间. 图3为机器人模型简图, 其中蓝色旋转曲线为关节位置.

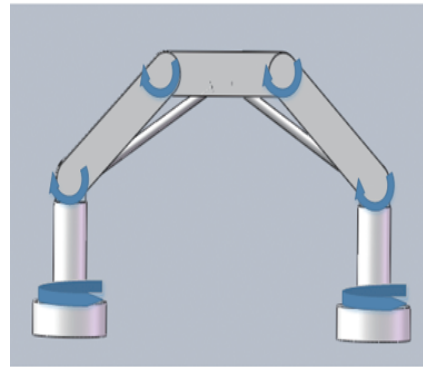


图3 六自由构型简图

## 2 基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法

### 2.1 电力铁塔攀爬机器人运动学分析

首先, 根据前置坐标系方法建立机器人各关节的坐标系, 如图4所示. 确定D-H参数后, 对其进行运动学分析. 本文研究依托自主设计的电力攀爬机器人模型, 根据各坐标系关系可得到该机器人的连杆参数, 如表1所示.

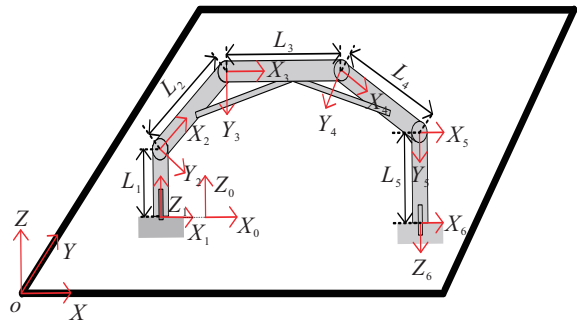


图4 电力攀爬机器人D-H模型

表1 电力攀爬机器人D-H参数

$i$	$\theta_i$	$\alpha_{i-1}$	$a_{i-1}$	$d_i$
1	$\theta_1(0^\circ)$	$0^\circ$	0	0
2	$\theta_2(0^\circ)$	$-90^\circ$	0	0
3	$\theta_3(0^\circ)$	$0^\circ$	$L_2$	0
4	$\theta_4(0^\circ)$	$0^\circ$	$L_3$	0
5	$\theta_5(0^\circ)$	$0^\circ$	$L_4$	0
6	$\theta_6(0^\circ)$	$-90^\circ$	0	0

表1中:  $\alpha_{i-1}$  为连杆  $i-1$  的扭角, 即  $Z_{i-1}$  与  $Z_i$  之间的扭角;  $a_{i-1}$  为连杆  $i-1$  的长度, 即  $Z_{i-1}$  与  $Z_i$  公垂线段的长度;  $d_i$  为连杆偏距, 即  $X_{i-1}$  与  $Z_i$  的交点到  $X_i$  与  $Z_i$  的交点在  $Z_i$  上的距离;  $\theta_i$  为关节转角, 即绕  $Z_i$  由  $X_{i-1}$  到  $X_i$  之间的夹角. 采用前置坐标系方法建立机器人的连杆坐标系, 其相邻连杆间的其次变换矩阵通式<sup>[25]</sup> 为

$${}^{i-1}_i T = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & a_{i-1} \\ s\theta_i c\alpha_{i-1} & c\theta_i c\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} & -s\alpha_{i-1} d_i \\ s\theta_i s\alpha_{i-1} & c\theta_i s\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1} & c\alpha_{i-1} d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中:  $s\theta_i = \sin\theta_i$ ,  $c\theta_i = \cos\theta_i$ ,  $s\alpha_{i-1} = \sin\alpha_{i-1}$ ,  $c\alpha_{i-1} = \cos\alpha_{i-1}$ .

由式(1)可得

$${}^0_1 T = \begin{bmatrix} c\theta_1 & -s\theta_1 & 0 & 0 \\ s\theta_1 & c\theta_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$${}^1_2 T = \begin{bmatrix} c\theta_2 & -s\theta_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -s\theta_2 & -c\theta_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$${}^2_3 T = \begin{bmatrix} c\theta_3 & -s\theta_3 & 0 & L_2 \\ s\theta_3 & c\theta_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$${}^3_4 T = \begin{bmatrix} c\theta_4 & -s\theta_4 & 0 & L_3 \\ s\theta_4 & c\theta_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$${}^4_5 T = \begin{bmatrix} c\theta_5 & -s\theta_5 & 0 & L_4 \\ s\theta_5 & c\theta_5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$${}^5_6 T = \begin{bmatrix} c\theta_6 & -s\theta_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ -s\theta_6 & -c\theta_6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

将上述D-H参数表中的参数代入式(1),求得相邻关节坐标变换矩阵,即

$${}^0_6 T = {}^0_1 T {}^1_2 T {}^2_3 T {}^3_4 T {}^4_5 T {}^5_6 T. \quad (8)$$

假设末端期望的位姿矩阵为 $T_{\text{end}}$ ,则有

$$T_{\text{end}} = \begin{bmatrix} E_n & P_n \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

其中: $E_n$ 为机器人末端姿态; $P_n$ 为机器人末端位置;

$[n_x \ n_y \ n_z]$ 、 $[o_x \ o_y \ o_z]$ 、 $[a_x \ a_y \ a_z]$ 分别为法向量、滑动和接近向量; $[p_x \ p_y \ p_z]$ 为机器人末端位置.选取3个任意位置元素和3个姿态矩阵元素

$${}^0_6 T(1, 4) = T_{\text{end}}(1, 4),$$

$${}^0_6 T(2, 4) = T_{\text{end}}(2, 4),$$

$${}^0_6 T(3, 4) = T_{\text{end}}(3, 4),$$

$${}^0_6 T(2, 4) = T_{\text{end}}(2, 4),$$

$${}^0_6 T(3, 3) = T_{\text{end}}(3, 3),$$

$${}^0_6 T(3, 2) = T_{\text{end}}(3, 2), \quad (10)$$

得到6个方程和6个未知数,通过迭代求出 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6$ .但是,式(10)只有6个方程约束条件,有可能存在给定的位姿变量,所选取的位置元素与姿态元素相同,但其他姿态元素不同的情况,导致错误的发生.为了避免这种情况发生,采用9个位置元素和3个姿态矩阵元素组成12个方程,即一个非线性方程组,有

$${}^0_6 T(1, 1) - T_{\text{end}}(1, 1) = 0,$$

$${}^0_6 T(1, 2) - T_{\text{end}}(1, 2) = 0,$$

$${}^0_6 T(1, 3) - T_{\text{end}}(1, 3) = 0,$$

$${}^0_6 T(2, 1) - T_{\text{end}}(2, 1) = 0,$$

$${}^0_6 T(2, 2) - T_{\text{end}}(2, 2) = 0,$$

$${}^0_6 T(2, 3) - T_{\text{end}}(2, 3) = 0,$$

$${}^0_6 T(3, 1) - T_{\text{end}}(3, 1) = 0,$$

$${}^0_6 T(3, 2) - T_{\text{end}}(3, 2) = 0,$$

$${}^0_6 T(3, 3) - T_{\text{end}}(3, 3) = 0,$$

$${}^0_6 T(1, 4) - T_{\text{end}}(1, 4) = 0,$$

$${}^0_6 T(2, 4) - T_{\text{end}}(2, 4) = 0,$$

$${}^0_6 T(3, 4) - T_{\text{end}}(3, 4) = 0. \quad (11)$$

由式(11)构造适应度函数

$$f(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6) = 0. \quad (12)$$

## 2.2 天牛须搜索算法

天牛须搜索算法(beetle antennae search, BAS)又称甲壳虫搜索算法,是2017年提出的一种生物启发式智能算法<sup>[26]</sup>.其生物学原理如下:当天牛在寻找食物时,并不知道食物的具体位置,天牛通过位于头部的触角感知食物的具体位置和气味强弱,在左触角感受到更强烈的食物气味时向左飞行,反之向右飞

行. 天牛寻找食物的过程本质上是一个寻优的过程, 天牛须搜索算法与粒子群算法、模拟退火算法等类似, 并不需要知道函数的具体形式, 也无需梯度信息便可实现高效寻优. 与粒子群算法相比, BAS的优势在于只需1个天牛个体, 每次迭代的速度比粒子群算法快很多, 使得算法整体运行时间大大降低.

### 2.2.1 天牛须算法基本原理

天牛须算法是指天牛个体在解空间, 通过不断试探更新天牛个体自身位置, 找到全局最优解. 首先建立天牛个体寻解模型如下:

1) 天牛个体每次迭代的天牛朝向定义为随机的方向向量, 有

$$\vec{a} = \frac{\text{rand}(k, 1)}{\|\text{rand}(k, 1)\|}. \quad (13)$$

2) 假设天牛个体在  $D$  维解空间中的位置为  $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_D]$ , 根据天牛使用触须寻找食物的原理定义天牛左右须的空间坐标为

$$\begin{cases} x_{rt} = x^t + d \vec{a}, \\ x_{lt} = x^t - d \vec{a}. \end{cases} \quad (14)$$

其中:  $t$  为迭代次数;  $x_{rt}$ 、 $x_{lt}$  分别为天牛的右须和左须在第  $t$  次迭代时的空间坐标;  $d$  为天牛左右须间的距离, 可根据步长  $\text{step}$  设定.

3) 建立适应度函数即待优化函数为

$$\begin{cases} f_r = f(x_r), \\ f_l = f(x_l). \end{cases} \quad (15)$$

根据适应度函数判断天牛左右须在当前空间位置中的适应度值,  $f(x)$  为适应度函数.

4) 个体从当前位置  $x^t$  移动到  $x^{t+1}$  表示为

$$x^{t+1} = x^t + \text{step} \times \vec{a} \times \text{sign}(f_r - f_l), \quad (16)$$

其中  $\text{sign}$  为符号函数.

### 2.2.2 改进天牛须搜索算法

当固定步长的原始天牛须算法进行应用时, 在全局搜索和局部搜索过程存在搜索速度效率和精度较为一般的问题. 针对此问题, 本文提出一种基于指数衰减的变步长搜索方式, 当其在初始位置时往往距离真实解较远, 故初期步长设置较大, 随着天牛的前进, 步长缩小. 步长与天牛个体大小  $d$  成正比, 因此, 在初期有大天牛走大步提高全局搜索能力, 迭代后期小天牛走小步提高局部搜索能力. 随着迭代次数的增多, 采用基本分辨率  $\text{step}_0$ , 指数衰减逐渐趋于 0, 不利于高迭代次数下的局部搜索, 故设置基本步长作为基本分辨率, 采用如下更新步长:

$$\text{step} = e^{-ut} \text{step} + \text{step}_0. \quad (17)$$

衰减系数  $u$  和  $\text{step}_0$  根据实际使用情况而设定.

原始天牛须算法容易陷入局部最优, 不能找到全局最优值. 为了使算法跳出局部最优, 使用模拟退火 (simulate, SA) 中的蒙特卡洛准则<sup>[27]</sup>对 BAS 算法进行改进, 大大提高了算法的稳定性和可重复性. SA 是一种以蒙特卡洛法则基准设计的寻优方法, 模拟物体退火的过程, 寻找目标的最低能量, 找到目标的最优值. 模拟退火在搜索寻优的过程中, 引入了随机因素, 即以适当的概率接受 1 个较劣解, 减小陷入局部最优的概率. 使用蒙特卡洛准则改进 BAS 算法, 在迭代过程中以概率  $p$  接受较劣解, 从而提高 BAS 算法的全局寻优能力. 有

$$p = \begin{cases} 1, & \|f(x^t)\|_2 < \|f(x^{t-1})\|_2; \\ \exp\left(-\frac{\|f(x^t)\|_2 - \|f(x^{t-1})\|_2}{T}\right), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (18)$$

其中:  $f(x^t)$  为预更新位置处的适应度函数值;  $f(x^{t-1})$  为之前最优的适应度函数值;  $\exp$  为自然指数;  $T$  为较高温度, 由于降温速率决定了对劣解的接受能力, 直接影响改进天牛须算法跳出局部最优解寻找局部最优解的能力, 故令

$$T = 1/t. \quad (19)$$

$t$  为迭代次数, 随着迭代次数不断增加, 温度  $T$  的降温速率很快, 而  $f(x^t)$  与  $f(x^{t-1})$  的差值波动较小, 所以随着迭代的进行, 接受较劣的概率解  $P$  会逐步降低.

### 2.3 基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人逆解算法流程

基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人逆解算法步骤如下.

step 1: 首先设置天牛初始位置即攀爬机器人逆解迭代初始点  $x = [\theta'_1 \ \theta'_2 \ \theta'_3 \ \theta'_4 \ \theta'_5 \ \theta'_6]$ , 适应度函数变为  $f(x) = 0$ . 为了提高解的针对性, 加快收敛速度, 天牛初始位置不采用随机初始化的方式, 而是将六自由度关节机器人当前各关节角  $\theta'_1 \sim \theta'_6$  设置为天牛的初始位置, 提高解的针对性. 设置步长更新式 (17) 中的衰减指数系数  $u$ 、初始化步长  $\text{step}$ 、基本分辨率  $\text{step}_0$ 、初始温度  $T$ 、天牛个体大小比例系数、最大迭代次数等.

step 2: 设定迭代次数  $t = 0$ , 将当前电力攀爬机器人各关节角初始化为天牛的初始位置, 并设为最优位置  $x_{\text{best}} = x^0$ . 适应度函数是非线性方程组, 因此, 适应度值采用 2-范数的形式, 设定最优适应度值  $f_{\text{best}} = f(x_{\text{best}})$ .

step 3: 计算天牛左右须空间位置, 并代入适应度

函数计算左右须适应度函数值. 按照式(17)更新天牛步长, 同时按照  $d = \text{step}/c_0$  更新天牛个体大小  $d$ .

step 4: 更新计数器  $t = t + 1$  并根据式(13)计算天牛左右须的值, 作为天牛距离六自由度关节机器人真实逆解的距离,  $f_r$  和  $f_l$  取 2-范数, 代入式(15)比较两者离真实逆解的距离, 更新天牛位置, 将新的位置  $x^{t+1}$  代入式(12)并取 2-范数, 即  $\|f(x^{t+1})\|_2$ .

step 5: 根据接受概率  $p$ , 即式(18)判断是否更新天牛的最优位置. 若  $\|f(x^t)\|_2 < \|f_{\text{best}}\|_2$ , 接受概率  $p = 1$ , 则  $x_{\text{best}} = x^t$ ,  $f_{\text{best}} = f(x^t)$ ; 若  $\|f(x^t)\|_2 \geq \|f_{\text{best}}\|_2$ , 则取  $\text{rand} < p$  时更新天牛最优位置, 即  $x_{\text{best}} = x^t$ ,  $f_{\text{best}} = f(x^t)$ ; 否则不更新, 同时在迭代时丢弃本次天牛位置坏值, 维持上一次的天牛位置  $x^t$  代入式(14).

step 6: 判断迭代次数  $t$  是否已达到初始化时设置的数值, 若是则进行下一步, 否则返回至 step 3.

step 7: 输出最优解, 即最后一次迭代后的  $x_{\text{best}}$  和  $f_{\text{best}}$ .

算法流程如图 5 所示.

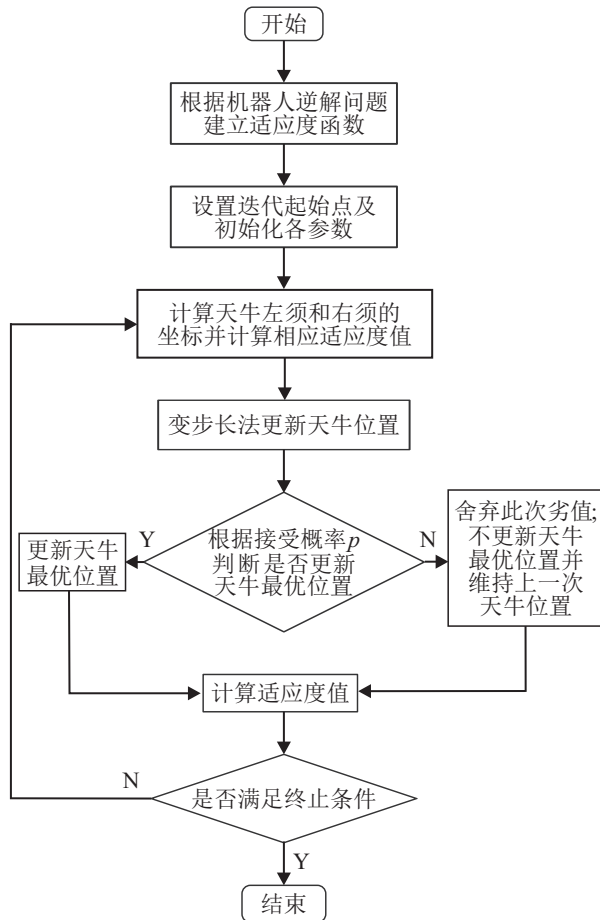


图 5 算法流程

### 3 算例仿真和分析

#### 3.1 单点测试

利用图 4 所示的电力攀爬机器人模型以及改进的 BAS 算法, 在 Matlab 环境下对基于改进天牛须算

法的电力攀爬机器人逆解算法进行仿真. 将所提出算法与传统天牛算法、改进遗传算法以及改进粒子群算法进行对比; 根据实际设计需要设置各连杆参数为  $L_2 = 0.5 \text{ m}$ ,  $L_3 = 0.6 \text{ m}$ ,  $L_4 = 0.5 \text{ m}$ . 设置天牛须算法和所提出算法参数, 令步长  $\delta = 1$ , 初始角设置为当前机器人角度  $x = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4 \ \theta_5 \ \theta_6]$ , 此处取电力攀爬机器人的关节初始偏移量

$$x = [0 \ -\pi/4 \ \pi/4 \ \pi/4 \ -\pi/4 \ 0],$$

解空间维度  $D = 6$ , 天牛步长与天牛个体大小  $d$  成正比,  $d = \text{step}/c_0$ , 比例系数  $c_0 = 2$ , 衰减系数  $u = 2$ , 初始步长  $\text{step} = 1$ , 基本分辨率设置为  $\text{step}_0 = 0.006$ , 最大迭代次数为 140. 对 MPGA 算法进行参数设置: 种群规模  $z = 30$ , 交叉概率  $P_c = 0.8$ , 变异概率  $P_m$  取  $0.001 \sim 0.05$  之间的随机数. 设置 SAEPSO 算法参数: 学习因子  $c_1 = 1.7$ ,  $c_2 = 1.5$ , 近似度  $\lambda = 10^{-6}$ , 弹射概率  $\mu = 0.2$ , 弹射选择系数  $\eta = 0.2$ , 弹射速度常数  $v_{i,\text{max}} = (x_{i,\text{max}} - x_{i,\text{min}}) \times 5$ , 惯性权重  $\omega = 0.3$ , 种群规模  $m = 30$ . MPGA 和 SAEPSO 算法均采用混沌初始化算法初始化各种群个体初值. 给定每种算法的最大迭代次数为 140, 计算单点末端位置误差

$$E_{r\_P} = (x_{\text{tar}} - x_{\text{best}})^2 + (y_{\text{tar}} - y_{\text{best}})^2 + (z_{\text{tar}} - z_{\text{best}})^2. \quad (20)$$

其中: 目标位置  $[x_{\text{tar}} \ y_{\text{tar}} \ z_{\text{tar}}]$  开始时自行给定, 算法输出的逆解结果代入式(8)可求出末端位置  $[x_{\text{best}} \ y_{\text{best}} \ z_{\text{best}}]$ . 计算单点姿态误差

$$E_{r\_Z} = \|E_{\text{tar}} - E_{\text{best}}\|_2. \quad (21)$$

其中:  $E_{\text{tar}}$  为已知目标姿态矩阵,  $E_{\text{best}}$  为算法输出的逆解结果代入式(8)求出的末端姿态矩阵. 位置  $\varepsilon_p$  和姿态  $\varepsilon_z$  控制精度均取  $0.01 \text{ mm}$ .

Matlab 运行结果如图 6 所示, IBAS 算法  $E_{r\_P} = 0.0036$ ,  $E_{r\_Z} = 0.0062$ , 均小于给定控制精度. 由图 6 可见, 迭代前期 IBAS 按照蒙特卡洛准则以一定的概率接受坏值和大步长参数设置, 因此前 40 次迭代过程中会出现最优适应度值大于 BAS 算法的现象, 有

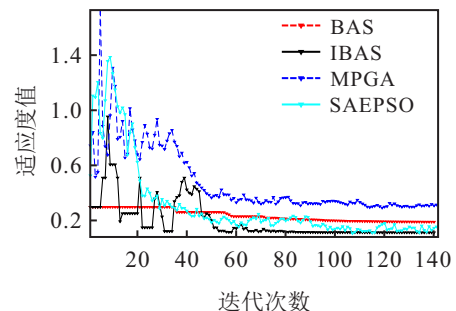


图 6 单点测试适应度优化收敛曲线

利于天牛个体在机器人逆解寻解过程中跳出局部最优值。MPGA 和 SAEPSO 分别以基于动态变异率的变异算子和弹射概率的参数设置进行全局寻优,但相较于 IBAS 算法,SAEPSO 和 MPGA 算法前期下降速度较快,不利于全局寻优,表明 IBAS 跳出全局的局部搜索能力较强。在经过 40 次迭代后,SAEPSO 算法少部分点的适应度值与 IBAS 相同或者更好,但适应度值波动较大,稳定性较差。IBAS 算法后期与目标解较近,因此设置步长的衰减使得天牛逐渐变为小天牛进行精细搜索快速收敛,找到最优解。显然,IBAS 算

法可以更好地应用于求解单点电力攀爬机器人运动学逆解。对每一种算法分别独立运算 100 次,并对各算法每次最优适应度进行统计,代入位置误差和姿态误差公式,将位置误差与姿态误差的均值  $(E_r_P + E_r_Z)/2$  作为统计对象,分别统计各算法运行 100 次的最佳、最差、平均值和标准差。统计结果如表 2 所示。由表 2 可见,IBAS 算法的 4 个评价指标均比其他 3 种算法好,其中相比于传统 BAS 算法,平均值高 2 个数量级,故 IBAS 精度高,且其标准差相对较小,在求解电力攀爬机器人逆解的过程中具有一定的可靠性。

表 2 各算法求解指标统计

算法	BAS	IBAS	MPGA	SAEPSO
最差	$8.346 \times 10^{-2}$	$4.154 \times 10^{-3}$	$9.147 \times 10^{-1}$	$2.133 \times 10^{-2}$
最好	$2.812 \times 10^{-3}$	$6.951 \times 10^{-5}$	$3.766 \times 10^{-3}$	$7.315 \times 10^{-4}$
平均值	$3.538 \times 10^{-2}$	$2.336 \times 10^{-4}$	$5.288 \times 10^{-2}$	$5.699 \times 10^{-3}$
标准差	$6.127 \times 10^{-2}$	$5.461 \times 10^{-4}$	$2.439 \times 10^{-1}$	$4.521 \times 10^{-3}$

3.2 轨迹规划测试

在单点测试可行的情况下,通过大量数据实验进一步验证上述算法在轨迹规划中的应用。依然取电力铁塔攀爬机器人的各连杆参数为  $L_2 = 0.5\text{ m}$ ,  $L_3 = 0.6\text{ m}$  和  $L_4 = 0.5\text{ m}$  并设置单点测试中的参数。在该机器人的工作空间内选取 3 个点,构成 1 个由 3 条直线段围成的三角形作为目标轨迹,所选取三角形各个顶点处的关节转角分别为

$$\begin{aligned} \theta_A &= [6^\circ \quad 50.67^\circ \quad -26.14^\circ \quad -30^\circ \quad -20^\circ \quad 35^\circ], \\ \theta_B &= [16^\circ \quad 87.27^\circ \quad -48.14^\circ \quad 60^\circ \quad -66^\circ \quad 45^\circ], \\ \theta_C &= [90^\circ \quad 45^\circ \quad 36^\circ \quad 55^\circ \quad 80^\circ \quad 45^\circ]. \end{aligned} \quad (22)$$

由式 (8) 可分别计算三角形各顶点处的位姿矩阵。设置选取的目标轨迹插值点总数为 120, 分配至每条边 40 个插值点, 如图 7 所示。在求取每个插值点的逆解时, 以前一次插值点求取的逆解值作为天牛初始点, 第 1 个点的迭代初始值采用第 3.1 节单点测试

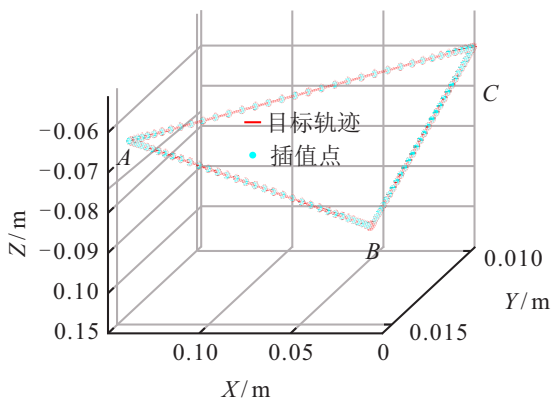


图 7 电力攀爬六自由度关节机器人轨迹仿真

时天牛初始点的选取方式,即电力攀爬机器人的关节出初始偏移量。在 Matlab 中运行天牛须算法和所提算法进行三角形轨迹规划,目标轨迹插值点末端位置误差由式 (20) 计算,末端姿态误差由式 (21) 计算。位置  $\varepsilon_p$  和姿态  $\varepsilon_z$  控制精度均取 0.01 mm。

Matlab 仿真结果如图 8 和图 9 所示。分析目标轨迹插值点的位置和姿态误差分布曲线可知,各插值点的控制精度虽然呈现一定的波动性,但均在精度要求

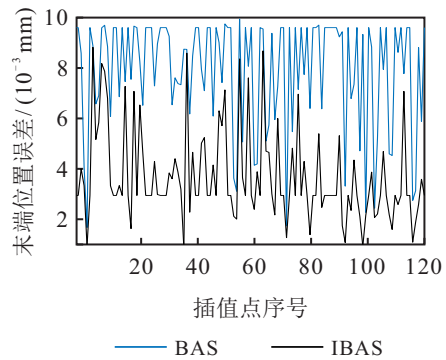


图 8 目标轨迹插值点的位置误差分布曲线

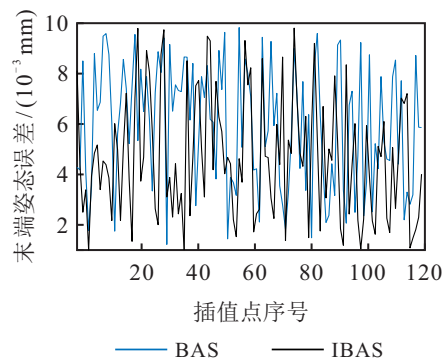


图 9 目标轨迹插值点的姿态误差分布曲线

范围之内,且IBAS算法与BAS算法相比,IBAS末端位置误差更小.

## 4 结论

本文考虑天牛须算法的初始迭代值选取和算法迭代性能两方面,提出了基于改进天牛须算法的电力攀爬机器人运动学逆解算法,并通过仿真实验验证了算法的正确性.大量的实验结果表明,所提出算法能够在确保较高精度的条件下满足一般机器人的控制要求,实现了对机器人逆运动学问题的求解.但是,将所提出算法应用于机器人逆运动学问题的求解,对处理器计算能力有一定要求,要实现实时处理,必须采用多点并行计算且对GPU的性能要求较高,在未来的研究中可以对算法进行进一步改进,以提高算法的求解速度.

所提出算法是针对所提出的电力攀爬机器人模型进行计算验证的,同理也可应用于其他一般六自由度关节机器人逆运动学的求解,包括对手腕偏置型的六自由度关节机器人运行学逆解的求解.

## 参考文献(References)

- [1] 张运楚, 梁自泽, 谭民. 架空电力线路巡线机器人的研究综述[J]. 机器人, 2004, 26(5): 467-473.  
(Zhang Y C, Liang Z Z, Tan M. Mobile robot for overhead powerline inspection-a review[J]. Robot, 2004, 26(5): 467-473.)
- [2] Shigeo H, Keisuke A. Coupled and decoupled actuation of robotic mechanisms[J]. Advanced Robotics, 2001, 15(2): 125-138.
- [3] Armada M, Prieto M, Akinfiyev T, et al. On the design and development of climbing and walking robots for the maritime industries[J]. Journal of Maritime Research Jmr, 2005, 2(1): 9-31.
- [4] 陆小龙, 赵世平, 廖俊必, 等. 电力铁塔攀爬机器人夹持机构设计与分析[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2010, 42(6): 239-243.  
(Lu X L, Zhao S P, Liao J B, et al. Design and analysis of clamping mechanism for power tower climbing robot[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2010, 42(6): 239-243.)
- [5] 蔡传武. 爬杆机器人的攀爬控制[D]. 广州: 华南理工大学, 2011.  
(Cai C W. Control of A pole climbing robot[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2011.)
- [6] 贾庆轩, 袁博楠, 陈钢, 等. 关节锁定空间机械臂负载操作能力评估与轨迹规划[J]. 控制与决策, 2020, 35(1): 243-249.  
(Jia Q X, Yuan B N, Chen G, et al. Load carrying capacity evaluation and task trajectory planning of space manipulator with the locked joint[J]. Control and Decision, 2020, 35(1): 243-249.)
- [7] Menon M S, Ananthasuresh G K, Ghosal A. Natural motion of one-dimensional flexible objects using minimization approaches[J]. Mechanism and Machine Theory, 2013, 67: 64-76.
- [8] Sardana L, Sutar M K, Pathak P M. A geometric approach for inverse kinematics of a 4-link redundant In-Vivo robot for biopsy[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(12): 1306-1313.
- [9] Xu W F, Mu Z G, Liu T L, et al. A modified modal method for solving the mission-oriented inverse kinematics of hyper-redundant space manipulators for on-orbit servicing[J]. Acta Astronautica, 2017, 139: 54-66.
- [10] Tong Y C, Liu J G, Liu Y W, et al. Analytical inverse kinematic computation for 7-DOF redundant sliding manipulators[J]. Mechanism and Machine Theory, 2021, 155: 104006.
- [11] Ananthanarayanan H, Ordóñez R. Real-time Inverse Kinematics of  $(2n + 1)$  DOF hyper-redundant manipulator arm via a combined numerical and analytical approach[J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 91: 209-226.
- [12] 韩磊, 刁燕, 张希斌, 等. 基于改进牛顿迭代法的手腕偏置型六自由度关节机器人逆解算法[J]. 机械传动, 2017, 41(1): 127-130.  
(Han L, Diao Y, Zhang X B, et al. Inverse kinematics algorithm for 6-DOF joint robot with offset wrist based on modified Newton iteration method[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(1): 127-130.)
- [13] 王乐君, 王亚午, 赖旭芝, 等. 基于智能优化算法的Pendubot轨迹规划与控制方法设计[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1085-1090.  
(Wang L J, Wang Y W, Lai X Z, et al. Trajectory planning and control method for Pendubot based on intelligent optimization algorithm[J]. Control and Decision, 2020, 35(5): 1085-1090.)
- [14] Parker J K, Khoogar A R, Goldberg D E. Inverse kinematics of redundant robots using genetic algorithms[C]. Proceedings, International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 1989: 271-276.
- [15] 李自成, 张赛, 王后能, 等. 基于混合差分遗传算法的Bouc-Wen迟滞模型辨识策略[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 371-378.  
(Li Z C, Zhang S, Wang H N, et al. Bouc-Wen hysteresis model identification strategy based on hybrid differential

- genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(2): 371-378.)
- [16] 林阳, 赵欢, 丁汉. 基于多种群遗传算法的一般机器人逆运动学求解[J]. 机械工程学报, 2017, 53(3): 1-8.  
(Lin Y, Zhao H, Ding H. Inverse kinematics solution of general robot based on multipopulation genetic algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 1-8.)
- [17] 朱经纬, 方虎生, 邵发明, 等. 自适应粒子群算法求冗余机械臂逆运动学解[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(14): 215-220.  
(Zhu J W, Fang H S, Shao F M, et al. Self-adaptive particle swarm optimization algorithm for solving inverse kinematics problem of redundant manipulator[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(14): 215-220.)
- [18] 梁静, 葛士磊, 瞿博阳, 等. 求解电力系统经济调度问题的改进粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(8): 1813-1822.  
(Liang J, Ge S L, Qu B Y, et al. An improved particle swarm optimization algorithm for power system economic dispatch[J]. Control and Decision, 2020, 35(8): 1813-1822.)
- [19] 金爱娟, 卢宝忠. 基于天牛须算法整定PID的永磁同步电机控制[J]. 农业装备与车辆工程, 2020, 58(10): 54-58.  
(Jin A J, Lu B Z. Application of beetle antennae search algorithm in PID tuning of permanent magnet synchronous motor[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2020, 58(10): 54-58.)
- [20] 王宸, 向长峰, 王生怀. 改进天牛须搜索算法在圆度误差评定中的研究[J]. 制造技术与机床, 2019(11): 143-146.  
(Wang C, Xiang C F, Wang S H. Research on improving the accuracy of roundness error by searching the algorithm of beetle search[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2019(11): 143-146.)
- [21] 卢光辉, 滕欢, 廖寒逊, 等. 基于改进天牛须搜索算法的分布式电源选址定容[J]. 电测与仪表, 2019, 56(17): 6-12.  
(Lu G H, Teng H, Liao H X, et al. Location and sizing of distributed generation planning based on the improved beetle antennae search algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(17): 6-12.)
- [22] Zhang L M, Guan Y S, Zhu H F, et al. Posture detection of suction modules for a biped wall-climbing robot[J]. Robot, 2012, 34(6): 758.
- [23] 陈建敏. 仿壁虎机器人负表面爬行的步态规划及运动仿真[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.  
(Chen J M. Gait plan and locomotion simulation of gecko robot moving on the ceiling[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.)
- [24] 李勇兵. 输电线电力铁塔攀爬机器人的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.  
(Li Y B. Research on the power tower climbing robot for transmission line[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.)
- [25] 章路平, 何高清. 基于改进双种群烟花算法的机器人逆解研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(9): 42-46.  
(Zhang L P, He G Q. Research on inverse kinematics of robot based on improved dual population fireworks algorithm[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2020(9): 42-46.)
- [26] Wang J Y, Chen H X. BSAS: beetle swarm antennae search algorithm for optimization problems[J/OL]. 2018, arXiv: 1807.10470.
- [27] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在TSP优化中的应用[J]. 控制与决策, 2018, 33(2): 219-225.  
(He Q, Wu Y L, Xu T W. Application of improved genetic simulated annealing algorithm in TSP optimization[J]. Control and Decision, 2018, 33(2): 219-225.)

## 作者简介

都海波(1982—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论、机器人等研究, E-mail: haibo.du@hfut.edu.cn;

葛展展(1996—), 男, 硕士生, 从事机器人控制技术研究, E-mail: zhanzhanah@163.com;

张金锋(1982—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事输电线路信息化的研究, E-mail: 5952544@qq.com;

谢枫(1980—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事电网数字化施工、运维等研究, E-mail: UHELL@163.com.

(责任编辑: 魏冰)