

基于混合学习果蝇优化算法的冗余机械臂逆运动学求解

石建平¹ 李培生² 刘国平² 朱 林¹

(1. 贵阳学院电子与通信工程学院, 贵阳 550005; 2. 南昌大学机电工程学院, 南昌 330031)

摘要: 针对常规方法难以有效求解冗余机械臂逆运动学的不足,提出了一种基于改进果蝇优化算法的逆运动学解决方案。改进算法采用线性候选解产生机制,克服了基本果蝇优化算法不能搜索负值空间及无法在指定的区域内均匀搜索的缺陷。通过混合学习嗅觉搜索策略的构建,有效增强并合理平衡算法的全局探索与局部开发。此外,通过视觉实时更新策略的引入,提升了算法的搜索效率及加速了算法的收敛速度。以7自由度冗余机械臂的逆运动学求解为例展开对比试验分析,结果表明所提出算法在寻优速度、精度以及结果稳定性等方面明显优于对比算法,说明该方法能够有效解决冗余机械臂的逆运动学问题。

关键词: 机械臂; 逆运动学; 果蝇优化算法; 混合学习

中图分类号: TP241 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)09-0410-07 OSID: 

Inverse Kinematics Solution of Redundant Manipulator Based on Hybrid Learning Fruit Fly Optimization Algorithm

SHI Jianping¹ LI Peisheng² LIU Guoping² ZHU Lin¹

(1. School of Electronic & Communication Engineering, Guiyang University, Guiyang 550005, China
2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

Abstract: In order to effectively solve the inverse kinematics problem of redundant manipulators, an inverse kinematics solution based on improved fruit fly optimization algorithm was proposed. The improved algorithm adopted a linear candidate solution generation mechanism, which overcame the shortcomings that the fruit fly optimization algorithm could not search negative space and could not search uniformly in the specified area. Through the construction of hybrid learning olfactory search strategy, the global exploration and local exploitation of the algorithm were effectively enhanced and reasonably balanced. In addition, through the introduction of the real-time visual updating strategy, the search efficiency of the algorithm was improved, and the convergence rate was also effectively accelerated. Taking the inverse kinematics solution of a 7-DOF redundant manipulator as an example, the results showed that the proposed algorithm was superior to the comparative algorithms in terms of convergence rate, convergence accuracy and results stability, which indicated that the method can be used to effectively solve the inverse kinematics problem of redundant manipulators.

Key words: manipulator; inverse kinematics; fruit fly optimization algorithm; hybrid learning

0 引言

机械臂逆运动学问题描述了从末端执行器的笛卡尔空间到关节空间的映射关系,它是对机器人运动控制、轨迹规划以及作业空间分析等问题展开研

究的前提与基础,该问题的求解方法有封闭解法和数值解法^[1]。其中,封闭解法具有计算速度快、精度高以及能求出所有逆解等优点,但封闭解法受机械臂结构的限制较大,只适宜于求解关节结构模型简单且机构构型特定(即结构满足 Pieper 准则)的

收稿日期: 2020-10-26 修回日期: 2020-12-29
基金项目: 国家自然科学基金项目(51566012)、贵州省教育厅重点领域项目(黔教合 KY 字[2020]046)和贵阳市财政支持贵阳学院学科建设与研究生教育项目(2021-xk13)
作者简介: 石建平(1981—),男,副教授,主要从事机器人技术与智能机电系统、智能计算研究,E-mail: sjp6565@126.com
通信作者: 李培生(1969—),男,教授,博士生导师,主要从事机器人技术与智能机电系统研究,E-mail: lps20150331@163.com

机械臂的逆运动学。对于机构不满足 Pieper 准则的冗余机械臂,其运动学逆解只能用数值解法来获得。常用的运动学逆解数值求解方法有 Jacobian 矩阵迭代法^[2-3]、神经网络法^[4-6]等。其中,Jacobian 矩阵迭代法每一次迭代都需要进行求导运算以及 Jacobian 矩阵的求逆运算,求解过程复杂且存在奇异性问题,同时迭代初值的选择对逆解的求解质量与求解效率影响较大;神经网络法需要大量的样本数据来进行网络的训练学习,网络学习所需时间较长,不适宜实时控制,且大量训练样本在实际中较难获取。

近年来,遗传算法^[7-8]、粒子群优化算法^[9-12]、差分进化算法^[13-14]、人工蜂群优化算法^[15]、萤火虫群优化算法^[16]、生物地理学优化算法^[17]等智能优化算法被广泛应用于解决机器人的逆运动学问题并获得了良好的研究进展,但在求解结构复杂冗余机器人的逆运动学问题时,上述算法的收敛速度、收敛精度以及寻优结果的稳定性等各项寻优指标仍需进一步提高。

果蝇优化算法 (Fruit fly optimization algorithm, FOA) 是 PAN^[18]提出的一种群智能优化算法,该算法凭借其寻优机制简单、控制参数少、收敛速度快、易于理解及容易编程实现等优点而受到广大研究者的关注,并在多维背包问题^[19]、神经网络训练^[20]、电力负荷预测^[21]、半导体测试调度^[22]、种子园规划设计^[23]、农产品检测^[24]等诸多领域得到成功应用。然而,由于基本 FOA 算法中的气味浓度判定值不能取负值,导致该算法无法优化决策变量为负值的优化问题,且 FOA 算法只向种群最优个体学习的简单搜索方式导致该算法在解决复杂优化问题时容易“早熟”而陷入局部极值。本文以冗余机械臂运动学逆解的有效求解为目标,对基本 FOA 算法进行改进研究,提出基于混合学习果蝇优化算法 (Hybrid learning fruit fly optimization algorithm, HLFOA) 的冗余机械臂运动学逆解求解方案,用 7 自由度冗余机械臂的逆运动学求解验证所提出方法的可行性与有效性。

1 问题描述

以 7 自由度 YuMi 14000 ABB 型双臂工业机器人^[6]的左臂为例来讨论逆运动学求解问题,机器人如图 1 所示,机器人左臂的 D-H 参数如表 1 所示。表中参数 θ_j 、 α_j 、 d_j 、 a_j 、 l_j 及 u_j ($j=1, 2, \cdots, 7$) 分别为关节角变量、连杆扭转角、连杆偏距、连杆长度、连杆关节角变量的下限及上限。

根据表 1 中的 D-H 参数,可得相邻坐标系的

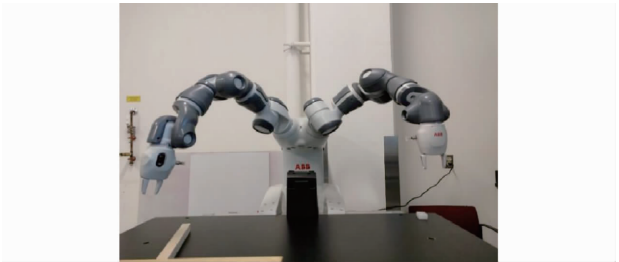


图 1 7 自由度 YuMi 14000 ABB 型工业机器人
Fig. 1 7-DOF YuMi 14000 ABB industrial robot

表 1 YuMi 14000 ABB 型工业机器人左臂 D-H 参数
Tab. 1 D-H parameters for left arm of YuMi 14000 ABB industrial robot

<i>j</i>	<i>d_j/mm</i>	<i>θ_j/ (°)</i>	<i>a_j/mm</i>	<i>α_j/ (°)</i>	<i>l_j/ (°)</i>	<i>u_j/ (°)</i>
1	166	0	-30	-90	-168.5	168.5
2	0	0	30	90	-143.5	43.5
3	251.5	0	40.5	-90	-123.5	80
4	0	-90	40.5	-90	-290	290
5	265	180	27	-90	-88	138
6	0	0	-27	90	-229	229
7	36	0	0	0	-168.5	168.5

齐次变换矩阵为

$${}^{j-1}_j\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}c\theta_j&-c\alpha_js\theta_j&s\alpha_js\theta_j&a_js\theta_j\\s\theta_j&c\alpha_cc\theta_j&-s\alpha_cc\theta_j&a_js\theta_j\\0&s\alpha_j&c\alpha_j&d_j\\0&0&0&1\end{bmatrix}\quad(1)$$

式中 $c\theta_j=\cos\theta_j$ 、 $s\theta_j=\sin\theta_j$ 、 $c\alpha_j=\cos\alpha_j$ 、 $s\alpha_j=\sin\alpha_j$ 。
于是,可得该机械臂左臂的正向运动学方程为

$${}^0_7\boldsymbol{T}=\sum_{j=1}^7{}^{j-1}_j\boldsymbol{T}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}&\boldsymbol{P}\\0&0&0&1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}n_x&o_x&a_x&p_x\\n_y&o_y&a_y&p_y\\n_z&o_z&a_z&p_z\\0&0&0&1\end{bmatrix}\quad(2)$$

式中 $\boldsymbol{R}$ ——机械臂末端执行器的姿态矩阵
 $\boldsymbol{P}$ ——机械臂末端执行器的位置向量

可见,7 自由度冗余机械臂的正向运动学方程是以关节角变量 θ_1 、 θ_2 、 $\cdots$ 、 θ_7 为自变量的复杂函数,这是一组多变量强耦合的非线性方程组,无法用常规的封闭解法获得机械臂的运动学解析逆解。

设机械臂末端执行器的期望位姿为

$${}^0_7\boldsymbol{T}^*=\begin{bmatrix}n_x^*&o_x^*&a_x^*&p_x^*\\n_y^*&o_y^*&a_y^*&p_y^*\\n_z^*&o_z^*&a_z^*&p_z^*\\0&0&0&1\end{bmatrix}$$

末端执行器能够到达的实际位姿为

$${}^0_7T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

机械臂的逆运动学问题是指求满足 ${}^0_7T^* = {}^0_7T$ 成立时的所有关节角度。由于位姿矩阵中的姿态分量远小于位置分量,为避免算法优化过程中较小的姿态误差被“淹没”,可引入姿态误差与位置误差调整因子 λ 。于是,可将冗余机械的逆运动学问题转换成最小优化问题,即

$$\begin{aligned} \min(f(\theta)) = & \min(\lambda(|p_x^* - p_x| + |p_y^* - p_y| + |p_z^* - p_z|) + \\ & |n_x^* - n_x| + |n_y^* - n_y| + |n_z^* - n_z| + \\ & |o_x^* - o_x| + |o_y^* - o_y| + |o_z^* - o_z| + |a_x^* - a_x| + \\ & |a_y^* - a_y| + |a_z^* - a_z|) \end{aligned} \quad (3)$$

2 果蝇优化算法的改进

2.1 基本 FOA

根据文献[19],FOA 算法的寻优步骤如下:

- (1)随机初始花果蝇种群位置: X_b, Y_b 。
- (2)更新果蝇个体 i 的位置

$$\begin{cases} X_i = X_b + RandomValue \\ Y_i = Y_b + RandomValue \end{cases} \quad (4)$$

式中 $RandomValue$ ——固定区间内随机生成的步长

- (3)果蝇 i 与坐标原点的距离 $Dist_i$ 和果蝇个体 i 的气味浓度判定值 S_i 的计算式为

$$Dist_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2} \quad (5)$$

$$S_i = \frac{1}{Dist_i} \quad (6)$$

- (4)将气味浓度判定值 S_i 代入气味浓度判定函数 $f(\cdot)$ (即优化问题的适应度函数),得到果蝇个体 i 的气味浓度为

$$Smell_i = f(S_i) \quad (7)$$

- (5)找出种群中气味浓度最高的果蝇个体 $bestIndex$ (针对最小优化问题,适应度函数的取值越小,表明对应果蝇个体的气味浓度越高)

$$[bestSmell \quad bestIndex] = \min(Smell_i) \quad (8)$$

- (6)保存最高气味浓度及其对应的位置坐标,果蝇种群利用视觉飞向该位置

$$\begin{cases} Smellbest = bestSmell \\ X_b = X(bestIndex) \\ Y_b = Y(bestIndex) \end{cases} \quad (9)$$

- (7)重复循环步骤(2)~(5),如果当前的最优气味浓度优于上一代的最优气味浓度,并且当前迭

代次数小于最大迭代次数,则执行步骤(6);否则,算法输出寻优结果并结束循环。

可见,FOA 算法每次迭代都是在最优果蝇个体位置的固定范围内进行局部搜索,如果该位置属于局部最优,则算法将容易“早熟”而陷入局部极值。

2.2 改进的 FOA

2.2.1 候选解的线性产生机制

根据式(6)可知,FOA 算法中的气味浓度判定值 S_i 与距离 $Dist_i$ 成反比,候选解采用了非线性的产生机制,同时气味浓度判定值 S_i 不能取负值。因此,FOA 算法无法优化含负值搜索空间的优化问题,且无法在指定区域内进行均匀搜索,使得算法的全局搜索能力不强。

由表 1 可知,冗余机械臂的关节角取值范围含负值空间,显然基本 FOA 算法无法解决本文的机械臂逆运动学问题。本文 HLFOA 算法中,果蝇个体 i 用位置向量 $X_i = (\theta_{i1}, \theta_{i2}, \theta_{i3}, \theta_{i4}, \theta_{i5}, \theta_{i6}, \theta_{i7})$ 来表示 ($\theta_{i1}, \theta_{i2}, \dots, \theta_{i7}$ 分别表示冗余机械臂的 7 个关节角),则 X_i 代表机械臂逆运动学问题的一个候选解。为克服基本 FOA 算法中候选解不能取负值以及候选解非线性产生机制的不足,本文采用智能优化算法常使用的线性候选解产生方案,即直接按 $S_i = X_i$ 得到果蝇的气味浓度判定值。于是,HLFOA 算法在克服 FOA 非线性候选解产生机制缺陷的同时,通过舍弃果蝇位置距离的计算简化了算法的进化环节和降低了算法的计算成本。

2.2.2 嗅觉搜索

由式(4)可知,FOA 算法的嗅觉搜索总是在种群最优果蝇个体附近的固定范围内进行局部搜索,这种只向种群最优个体学习的搜索方式能够有效加速算法的收敛速度,同时也使得算法寻优的收敛质量主要依赖于种群的最优个体。如果种群的最优个体处于局部最优,则 FOA 算法容易“早熟”而陷入局部极值,致使 FOA 算法在解决复杂多模优化问题时全局搜索能力并不强。

受粒子群优化算法^[25]的启发,HLFOA 算法给果蝇个体赋予了记忆功能,即果蝇 i 能够记忆自身进化过程中最佳历史位置 P_i ,所有的 P_i 构成了最佳历史种群 P ;整个果蝇种群的历史最佳位置用 G_b 表示。为克服 FOA 算法只向种群最优个体学习所导致的不足,果蝇嗅觉搜索过程中应当同时兼顾学习的广度与深度,为此,HLFOA 算法采用嗅觉搜索策略

$$X_i(t+1) = \begin{cases} (P_{r_2} - P_{r_3}) \exp(-r') + P_{r_1} & (r < \omega) \\ (P_{r_2} - P_{r_3}) \omega + \frac{G_b + X_i(t)}{2} & (r \geq \omega) \end{cases} \quad (10)$$

其中
$$\omega = \exp \left(- \left(\frac{t}{t_{\max}} \right)^2 \right) \tag{11}$$

式中 ω ——扰动比例因子与学习概率
 r, r' —— $[0, 1]$ 内均匀分布的随机变量
 t ——当前迭代次数
 $t_{\max}$ ——算法的最大迭代次数

r_1, r_2, r_3 满足 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$ 。

由式 (10) 可知, HLFOA 算法采用两个策略构成的混合学习嗅觉搜索方案。其中, 策略 $(P_{r_2} - P_{r_3}) \cdot \exp(-r') + P_{r_1}$ 通过向整个种群的成功历史经验学习, 该策略侧重于利用种群经验执行广度搜索, 能够有效避免 FOA 算法只向种群最优学习而容易陷入“早熟”收敛的缺陷; 策略 $(P_{r_2} - P_{r_3}) \omega + \frac{G_b + X_i(t)}{2}$

利用种群最优历史信息以及果蝇个体的上一代搜索信息来协同引导果蝇的嗅觉搜索, 利用不同果蝇个体间的历史差异信息构建随机差分扰动向量 $(P_{r_2} - P_{r_3}) \omega$, 随着迭代次数的增加呈现非线性递减的扰动比例因子 ω 使得该策略在进化过程中局部开发能力逐渐增强, 有助于算法收敛精度的稳步提升。此外, 在进化过程中, HLFOA 算法按学习概率 ω 从两个策略中随机选择其中一个作为当前的嗅觉搜索算子, 形成两个策略混合协同进化的模式, 能够更加有效兼顾算法的全局探索与局部开发, 从而提高算法的整体收敛质量。

2.2.3 越界处理

为进一步确保搜索过程果蝇种群的多样性与随机性, 对于下一代果蝇位置向量 $X_i(t+1)$ 中超出位置边界的分量 θ_{ij} 算式为

$$\theta_{ij} = l_j + (u_j - l_j)k \tag{12}$$

式中 k —— $[0, 1]$ 内均匀分布的随机变量

2.2.4 视觉实时更新

视觉搜索是指对果蝇种群最优位置进行更新。在 FOA 算法中, 当前代的所有果蝇个体完成嗅觉搜索后, 如果当前种群的最优位置优于上一代果蝇种群的最优位置, 则对种群的最优位置进行更新。为进一步提高算法的收敛速度, 果蝇个体的最新成功搜索经验应该实时分享给其他未进化个体, 因此 HLFOA 算法采用实时更新方案, 即

$$P_i(t+1) = \begin{cases} X_i(t+1) & (f(X_i(t+1)) \leq f(P_i(t))) \\ P_i(t) & (f(X_i(t+1)) > f(P_i(t))) \end{cases} \tag{13}$$

$$G_b(t+1) = \begin{cases} X_i(t+1) & (f(X_i(t+1)) \leq f(G_b(t))) \\ G_b(t) & (f(X_i(t+1)) > f(G_b(t))) \end{cases} \tag{14}$$

可见, HLFOA 算法中的视觉搜索本质是指对果蝇个体历史最优信息以及种群历史最优信息的实时更新, 从而为其他果蝇个体的嗅觉搜索提供最新成功的搜索经验。

2.2.5 算法计算成本

由于优化目标函数的评估次数是影响算法计算成本的主要因素, 本文以优化目标函数的总评估次数来衡量算法的计算成本 (设种群规模为 m 和最大迭代次数为 $t_{\max}$)。HLFOA 算法在初始化阶段需要的优化目标函数评估次数为 m , 在循环迭代阶段优化目标函数评估次数为 $mt_{\max}$, 因此, HLFOA 算法总的优化目标函数评估次数为 $mt_{\max} + m$; FOA 算法在初始化阶段需要的优化目标函数评估次数为 1, 在循环迭代阶段的优化目标函数评估次数为 $mt_{\max}$, 因此, FOA 算法总的优化目标函数评估次数为 $mt_{\max} + 1$ 。

可见, HLFOA 算法的改进策略并没有导致计算成本的显著增加。

2.2.6 逆运动学求解步骤

基于 HLFOA 算法的冗余机械臂逆运动学求解步骤如下:

(1) 设置果蝇种群规模 m 与算法的最大迭代次数 $t_{\max}$, 在关节空间内对所有果蝇个体进行随机初始化, 果蝇 i 的当前位置 X_i 即为其历史最佳位置 P_i , 种群中的最优位置即为种群的最佳历史位置 G_b , 设置 $i = 1, t = 1$ 。

(2) 按式 (10)、(11) 对果蝇 i 执行嗅觉搜索, 按式 (12) 对得到的下一代果蝇位置向量进行越界处理。

(3) 根据式 (3) 对下一代果蝇 i 的位置向量进行实时评估, 按式 (13)、(14) 分别更新果蝇 i 的历史最佳信息及种群的历史最佳信息。

(4) 如果 $i < m$, 则 $i = i + 1$, 并返回步骤 (2) 对下一个果蝇个体执行进化操作, 否则执行步骤 (5)。

(5) 如果 $t < t_{\max}$, 则 $i = 1, t = t + 1$ 并返回步骤 (2) 对种群执行下一代的进化操作, 否则输出种群最优位置信息 (即机械臂的最优运动学逆解) 并退出循环。

3 试验结果与分析

3.1 给定期望位姿的运动学逆解

为检验 HLFOA 算法解决冗余机械臂逆运动学问题的有效性, 将 HLFOA 算法的优化求解结果与算法 FOA、LGMS-FOA^[26]、AE-LGMS-FOA^[27]、IFOA^[28] 及 SFOA^[29] 的求解结果进行对比分析。所有算法的种群规模为 100, 最大迭代次数为 1 000; 由表 1 可知, 机械臂末端执行器的位置分量可达

10^2 mm数量级,而其姿态分量的绝对值都满足小于等于 1,为能够有效平衡算法求解过程中的位置误差与姿态误差,将误差调整因子设置为 $\lambda = 10^{-2}$;算法 FOA、LGMS-FOA、AE-LGMS-FOA、IFOA 及 SFOA 的相关参数按对应文献的推荐值进行设置。算法采用 Matlab R2013a 编程实现,程序运行环境为: Intel Core(TM) i7-7700、3.6 GHz、16 GB 内存、Windows 10 操作系统。

给定 YuMi 14000 ABB 型双臂工业机器人左臂末端执行器的期望位姿矩阵为

$${}^0_7T^* = \begin{bmatrix} -0.538\ 12 & -0.175\ 16 & 0.824\ 47 & 21.841\ 34 \\ 0.774\ 31 & 0.283\ 71 & 0.565\ 65 & 72.694\ 08 \\ -0.332\ 99 & 0.942\ 78 & -0.017\ 04 & 234.754\ 75 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

各算法分别独立连续优化求解 10 次的最优适应值、平均适应值、最差适应值以及适应值标准差如表 2 所示。各算法求得的 1 组最优逆解所对应的位姿误差如表 3 所示,各算法的平均适应值收敛曲线如图 2 所示。

表 2 不同算法逆解寻优结果统计(给定期望位姿)

Tab.2 Performance statistics of different algorithms (given desired pose)

项目	FOA	LGMS-FOA	AE-LGMS-FOA	IFOA	SFOA	HLFOA
最优适应值	5.214 25	$2.073\ 73 \times 10^{-1}$	$3.423\ 99 \times 10^{-2}$	5.426 41	6.149 15	$2.220\ 45 \times 10^{-16}$
平均适应值	5.271 43	$5.407\ 88 \times 10^{-1}$	$3.495\ 14 \times 10^{-1}$	5.514 90	6.935 08	$4.036\ 77 \times 10^{-16}$
最差适应值	5.352 91	1.205 66	$7.838\ 28 \times 10^{-1}$	5.585 21	7.771 75	$5.073\ 72 \times 10^{-16}$
标准差	$4.574\ 35 \times 10^{-2}$	$2.652\ 85 \times 10^{-1}$	$2.150\ 70 \times 10^{-1}$	$5.848\ 45 \times 10^{-2}$	$5.829\ 56 \times 10^{-1}$	$8.021\ 96 \times 10^{-17}$

表 3 不同算法的位姿误差

Tab.3 Pose errors of different algorithms

误差	FOA	LGMS-FOA	AE-LGMS-FOA	IFOA	SFOA	HLFOA
$n_x^* - n_x$	$7.738\ 88 \times 10^{-3}$	0	0	$-1.106\ 71 \times 10^{-1}$	$-1.290\ 45 \times 10^{-1}$	0
$n_y^* - n_y$	$-1.364\ 46 \times 10^{-2}$	0	$-2.220\ 45 \times 10^{-16}$	$2.317\ 42 \times 10^{-1}$	$2.013\ 39 \times 10^{-1}$	$-1.110\ 22 \times 10^{-16}$
$n_z^* - n_z$	$-4.807\ 43 \times 10^{-2}$	0	$-5.551\ 12 \times 10^{-17}$	$3.901\ 41 \times 10^{-1}$	$3.772\ 02 \times 10^{-1}$	0
$o_x^* - o_x$	$-6.718\ 26 \times 10^{-1}$	$1.665\ 33 \times 10^{-16}$	$-2.775\ 56 \times 10^{-17}$	$-1.784\ 01 \times 10^{-1}$	$-2.166\ 49 \times 10^{-1}$	0
$o_y^* - o_y$	$-2.944\ 36 \times 10^{-1}$	0	$-1.110\ 22 \times 10^{-16}$	$-5.170\ 92 \times 10^{-1}$	$-5.054\ 55 \times 10^{-1}$	0
$o_z^* - o_z$	$2.954\ 16 \times 10^{-1}$	$-1.110\ 22 \times 10^{-16}$	0	$3.438\ 51 \times 10^{-1}$	$3.299\ 93 \times 10^{-1}$	0
$a_x^* - a_x$	$1.496\ 60 \times 10^{-1}$	0	0	$-7.956\ 66 \times 10^{-2}$	$-8.709\ 00 \times 10^{-2}$	0
$a_y^* - a_y$	$3.537\ 91 \times 10^{-1}$	0	0	$3.119\ 85 \times 10^{-1}$	$3.444\ 41 \times 10^{-1}$	$1.110\ 22 \times 10^{-16}$
$a_z^* - a_z$	$6.898\ 91 \times 10^{-1}$	$-1.942\ 89 \times 10^{-16}$	$-2.775\ 56 \times 10^{-17}$	$3.270\ 17 \times 10^{-1}$	$3.295\ 55 \times 10^{-1}$	0
$p_x^* - p_x$	$-2.682\ 24 \times 10^2$	$-1.704\ 12 \times 10^{-6}$	$2.131\ 63 \times 10^{-14}$	$-3.360\ 45 \times 10^2$	$-3.804\ 84 \times 10^2$	0
$p_y^* - p_y$	$2.526\ 49 \times 10^{-1}$	$2.073\ 73 \times 10^1$	-3.153 85	$-1.788\ 78 \times 10^1$	1.241 07	0
$p_z^* - p_z$	$-5.004\ 89 \times 10^{-1}$	$-5.684\ 34 \times 10^{-14}$	$2.701\ 34 \times 10^{-1}$	$-1.570\ 61 \times 10^2$	$-1.958\ 61 \times 10^1$	0

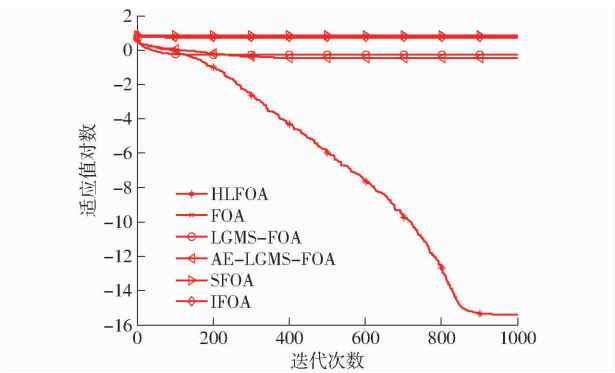


图 2 不同算法平均收敛曲线(给定期望位姿)

Fig.2 Average convergence curves of different algorithms (given desired pose)

由表 2 可知,HLFOA 算法逆解运算寻优适应值的平均值、最优值、最差值以及标准差都优于其余算法,其寻优平均适应值、适应值的标准差

分别可达 10^{-16} 和 10^{-17} 数量级,说明 HLFOA 算法具有逆解寻优精度高且寻优结果稳定性好的优点。从表 3 可知,HLFOA 算法最优逆解对应的位姿误差最大分量为 10^{-16} 数量级, LGMS-FOA 和 AE-LGMS-FOA 最优逆解对应的位置误差最大分量分别为 10^1 、 10^0 数量级,FOA、IFOA 及 SFOA 算法最优逆解对应的位置误差最大分量则高达 10^2 ,说明 HLFOA 算法的最优逆解能够使得机械臂末端执行器以很高的精度收敛于期望位姿,而其余算法的最优逆解存在较大的位姿误差。

由图 2 可知,HLFOA 算法的平均适应值收敛曲线具有最快的下降速度并获得了最低的下降位置,同样说明了 HLFOA 算法获得了比其他算法更快的收敛速度和更高的收敛精度。

3.2 任意期望位姿的运动学逆解

为进一步检验算法求解运动学逆解的泛化能力,针对 YuMi 14000 ABB 型双臂工业机器人左臂末端执行器位姿空间的 10 个任意的期望位姿矩阵,

用上述各算法进行寻优求解的适应值如表 4 所示(算法的参数设置和运行环境与前述相同),各算法平均适应值的收敛曲线如图 3 所示。

从表 4 可知,对于任意给定的机械臂末端执行

表 4 不同算法逆解寻优结果统计(任意期望位姿)

Tab.4 Performance statistics of different algorithms (arbitrary desired poses)

项目	FOA	LGMS-FOA	AE-LGMS-FOA	IFOA	SFOA	HLFOA
最优适应值	3.127 02	$7.216\ 45\times10^{-16}$	$2.647\ 82\times10^{-12}$	4.053 56	3.106 03	$1.734\ 72\times10^{-16}$
平均适应值	7.107 05	$6.839\ 56\times10^{-1}$	$2.956\ 65\times10^{-1}$	6.811 30	8.828 99	$3.878\ 91\times10^{-16}$
最差适应值	9.805 47	2.015 18	$8.663\ 90\times10^{-1}$	$1.071\ 44\times10^1$	$1.400\ 72\times10^1$	$6.795\ 26\times10^{-16}$
标准差	2.207 99	$6.231\ 21\times10^{-1}$	$3.038\ 90\times10^{-1}$	1.741 48	3.031 13	$1.598\ 73\times10^{-16}$

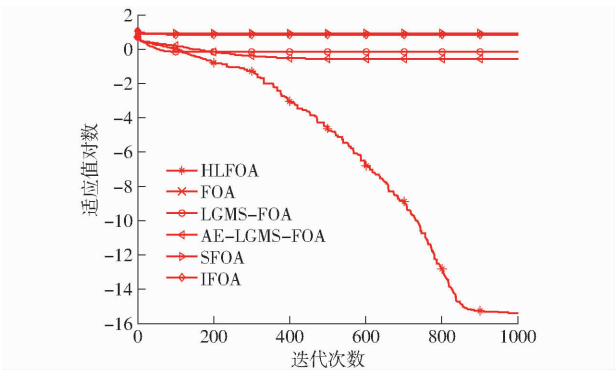


图 3 不同算法平均适应值收敛曲线(任意期望位姿)
Fig.3 Average convergence curves of different algorithms (arbitrary desired poses)

器位姿矩阵,HLFOA 算法的寻优适应值都可达 10^{-16} 数量级,说明其对应最优逆解都获得了很高的位姿精度(其位姿误差小于等于 10^{-16}),且 HLFOA 算法的各项寻优指标都远优于 FOA、LGMS-FOA、AE-LGMS-FOA、IFOA 及 SFOA 算法;尽管 LGMS-FOA 和 AE-LGMS-FOA 算法也获得较好的最优适应值(其最优适应值分别为 10^{-16} 、 10^{-12} 数量级),但其余优化指标并不理想;由于误差调整因子 λ 为 10^{-2} ,可知 FOA、IFOA 及 SFOA 算法对应逆解的位置误差最大分量可达 10^2 ,显然,FOA、IFOA 及 SFOA 算法不能用于解决

冗余机械臂的逆运动学问题。
由图 3 可知,对于任意给定的期望位姿矩阵,HLFOA 算法获得了比其他算法更快的收敛速度和更高的收敛精度,说明该算法能够用于有效解决冗余机械臂的逆运动学问题。

4 结论

- (1)以冗余机械臂逆运动学问题的求解为工程应用背景,提出了基于 HLFOA 算法的机械臂运动学逆解求解方案。
- (2)HLFOA 算法舍弃了 FOA 算法中果蝇位置距离的计算,并解决了 FOA 算法不能搜索负值空间的不足;改进算法采用混合学习机制合理平衡了算法的全局探索与局部开放。
- (3)以 7 自由度冗余机械臂的逆运动学求解为例展开试验与对比分析,HLFOA 算法最优逆解对应的位姿误差以及寻优适应值的标准差分别可达 10^{-16} 与 10^{-17} 数量级,说明 HLFOA 算法具有逆解求解精度高、寻优结果稳定性好的优点。
- (4)由于最佳历史种群 P 保留了每个果蝇个体获得的最佳候选解,因此,HLFOA 算法不仅每次寻优求解都能够获得一个高质量的候选解,而且具有能够同时获得多个高质量候选解的潜能。

参 考 文 献

[1] CRAIG J. 机器人学导论[M].4 版.北京:机械工业出版社,2018.

[2] BUSS S R. Introduction to inverse kinematics with Jacobean transpose, pseudoinverse and damped least squares methods [J]. IEEE Journal of Robotics & Automation, 2004, 17(1): 1-19.

[3] BUSS S R, KIM J S. Selectively damped least squares for inverse kinematics[J]. Journal of Graphics Tools, 2005, 10(3): 37-49.

[4] CHIDDARWAR S S, BABU N R. Comparison of RBF and MLP neural networks to solve inverse kinematic problem for 6R serial robot by a fusion approach[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(7): 1083-1092.

[5] ZUBIZARRETA A, LARREA M, IRIGOYEN E, et al. Real time direct kinematic problem computation of the 3PRS robot using neural networks [J]. Neurocomputing, 2018,271: 104-114.

[6] ALEBOOYEH M, URBANIC R J. Neural network model for identifying workspace, forward and inverse kinematics of the 7-DOF YuMi 14000 ABB collaborative robot[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(10): 176-181.

[7] MOMANI S, ABO-HAMMOUR Z S, ALSMADI O M K. Solution of inverse kinematics problem using genetic algorithms[J].

- Applied Mathematics & Information Sciences, 2016, 10(1): 1–9.
- [8] 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 Yang, ZHAO Huan, DING Han. Solution of inverse kinematics for general robot manipulators based on multiple population genetic algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(3): 1–8. (in Chinese)
- [9] ROKBANI N, ALIM I A M. Inverse kinematics using particle swarm optimization, a statistical analysis[J]. Procedia Engineering, 2013, 64: 1602–1611.
- [10] SANCAKTAR I, TUNA B, ULUTAS M, et al. Inverse kinematics application on medical robot using adapted PSO method[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2018, 21(5): 1006–1010.
- [11] DERELI S, KÖKER R. IW – PSO approach to the inverse kinematics problem solution of a 7-DOF serial robot manipulator[J]. Sigma J. Eng. Nat. Sci., 2018, 36(1): 77–85.
- [12] DERELI S, KÖKER R. A meta-heuristic proposal for inverse kinematics solution of 7-DOF serial robotic manipulator: quantum behaved particle swarm algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(2): 949–964.
- [13] 何兵, 车林仙, 刘初升, 等. 空间 6R 机械臂位置逆解的复合形差分进化算法[J]. 机械工程学报, 2014, 50(15): 45–52.
HE Bing, CHE Linxian, LIU Chusheng, et al. Complex differential evolution algorithm for inverse kinematics of spatial 6R robot manipulators[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(15): 45–52. (in Chinese)
- [14] 谢习华, 范诗萌, 周炬亦, 等. 基于改进差分进化算法的机械臂运动学逆解[J]. 机器人, 2019, 41(1): 50–57.
XIE Xihua, FAN Shimeng, ZHOU Xuanyi, et al. Inverse kinematics of manipulator based on the improved differential evolution algorithm[J]. Robot, 2019, 41(1): 50–57. (in Chinese)
- [15] EL-SHERBINY A, ELHOSSEINI M A, HAIKAL A Y. A new ABC variant for solving inverse kinematics problem in 5 DOF robot arm[J]. Applied Soft Computing, 2018, 73: 24–38.
- [16] 罗天洪, 陈才, 李富盈. 基于时变萤火虫群算法的冗余机器人手臂逆解[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(2): 576–582.
LUO Tianhong, CHEN Cai, LI Fuying. Inverse solution of redundant robot arm based on glowworm swarm optimization[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(2): 576–582. (in Chinese)
- [17] REN Z, WANG Z, SUN L. A hybrid biogeography-based optimization method for the inverse kinematics problem of an 8-DOF redundant humanoid manipulator[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16(7): 607–616.
- [18] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26: 69–74.
- [19] WANG L, ZHENG X, WANG S. A novel binary fruit fly optimization algorithm for solving the multidimensional knapsack problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 48: 17–23.
- [20] PAN W T. Mixed modified fruit fly optimization algorithm with general regression neural network to build oil and gold prices forecasting model[J]. Kybernetes, 2014, 43(7): 1053–1063.
- [21] HU R, WEN S, ZENG Z, et al. A short-term power load forecasting model based on the generalized regression neural network with decreasing step fruit fly optimization algorithm[J]. Neurocomputing, 2017, 221: 24–31.
- [22] ZHENG X L, WANG L, WANG S Y. A novel fruit fly optimization algorithm for the semiconductor final testing scheduling problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 57: 95–103.
- [23] 齐建东, 买晶晶, 刘春霞, 等. 无性系种子园最小近交配置研究[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 241–248.
QI Jiandong, MAI Jingjing, LIU Chunxia, et al. Minimum-inbreeding configuration for clonal seed orchard[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 241–248. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200328&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.28. (in Chinese)
- [24] 李小昱, 徐森森, 冯耀泽, 等. 基于高光谱图像与果蝇优化算法的马铃薯轻微碰伤检测[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 221–226.
LI Xiaoyu, XU Senmiao, FENG Yaoze, et al. Detection of potato slight bruise based on hyperspectral image and fruit fly optimization algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 221–226. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160129&flag=1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.029. (in Chinese)
- [25] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia, 1995: 1942–1948.
- [26] SHAN D, CAO G H, DONG H J. LGMS – FOA: an improved fruit fly optimization algorithm for solving optimization problems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 2013(7): 1256–1271.
- [27] DARVISH A, EBRAHIMZADEH A. Improved fruit-fly optimization algorithm and its applications in antenna arrays synthesis[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2018, 66(4): 1756–1766.
- [28] WANG L, SHI Y, LIU S. An improved fruit fly optimization algorithm and its application to joint replenishment problems[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(9): 4310–4323.
- [29] BABALIK A, İŞCAN H, BABAOĞLU İ, et al. An improvement in fruit fly optimization algorithm by using sign parameters[J]. Soft Computing, 2018, 22(22): 7587–7603.