基于中心选择大逃杀优化算法的机器人逆运动学求解

张宇飞[1,2]，王丽敏[3]，赵建平[2]，贾智尧[3]，李明洋[4]

（1.长春大学 计算机科学技术学院，长春 130022；2.长春理工大学 计算机科学技术学院，长春 130022；3.广东财经大学 信息学院，广州 510320；4.长春工业大学 经济管理学院，长春 130012）

摘 要：为解决大逃杀优化算法时间复杂度高和全局探索能力不足的问题，提出了一种基于混沌映射、中心选择和精英自适应策略的改进大逃杀优化算法。与粒子群优化算法、鲸鱼优化算法和大逃杀优化算法在基准函数上的测试结果相比，改进大逃杀优化算法的时间复杂度明显降低，收敛精度、速度和稳定性显著提高。在求解机器人逆运动学问题的应用中，改进大逃杀优化算法的求解精度和稳定性优于传统大逃杀优化算法，证明了其在解决机器人逆运动学问题上的实用性和发展潜力。

关键词：计算机应用技术；大逃杀优化算法；中心选择；精英自适应；逆运动学

中图分类号：TP301.6 **文献标志码**：A **文章编号**：1671-5497(2025)08-2703-08

DOI：10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20231190

Robot inverse kinematics solution based on center selection battle royale optimization algorithm

ZHANG Yu-fei[1,2], WANG Li-min[3], ZHAO Jian-ping[2], JIA Zhi-yao[3], LI Ming-yang[4]

(1.*College of Computer Science and Technology, Changchun University, Changchun* 130022, *China*; 2. *School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun* 130022, *China*; 3. *School of Information, Guangdong University of Finance and Economics, Guangzhou* 510320, *China*; 4. *School of Economics and Management, Changchun University of Technology, Changchun* 130012, *China*)

Abstract: In order to solve the problems of high time complexity and insufficient global exploration ability of the battle royale optimization algorithm, this paper proposes an improved battle royale optimization algorithm based on chaos mapping, center selection and elite adaptive strategy. Compared with the test results of particle swarm optimization algorithm, whale optimization algorithm, and the battle royale optimization algorithm, the improved battle royale optimization algorithm significantly reduces time complexity and notably enhances convergence precision, speed, and stability. In the application of solving the inverse kinematics problem of robots, the accuracy and stability of the improved battle royale optimization algorithm are better than those of the traditional battle royale optimization algorithm, proving

收稿日期：2023-11-02.

基金项目：国家自然科学基金项目(61472049,6157225)；国家社会科学基金项目(22BTJ057).

作者简介：张宇飞(1993-)，女，博士研究生. 研究方向：计算智能算法. E-mail：2019200107@mails.cust.edu.cn

通信作者：王丽敏(1975-)，女，教授，博士. 研究方向：人工智能，数据挖掘. E-mail：20211016@gdufe.edu.cn

its practicality and potential for development in solving robot inverse kinematics problems.

Key words: computer application technology; battle royale optimization algorithm; center selection; elite adaptive strategy; inverse kinematics

0 引 言

逆运动学求解是机器人轨迹规划和运动控制的关键,它可以决定机器人的控制准确性[1]。然而,机器人逆运动学问题求解具有复杂性,在某些情况下可能无法找到最佳逆解[2]。群智能算法的出现为逆运动学求解提供了新的思路,通过将逆运动学问题转化为最小值的优化问题,在简化求解过程的同时,提高求解效率[3]。大逃杀优化(Battle royale optimization,BRO)算法是一种新的智能优化算法[4],具有原理简单、控制参数少和易于实现等优点,在6轴机器人逆运动学求解领域表现优异。然而,BRO算法还存在时间复杂度高、收敛精度较低和全局探索能力不足等问题[5]。为了解决这些问题,Alamgir等[6]提出了一种用于特征选择的增强型BRO(Enhanced battle royale optimizaion, EBRO)算法,利用混沌理论提高BRO算法初始种群多样化,并在失败者位置更新过程中引入正弦策略,提高算法的收敛精度;Karamnejadi等[7]引入混沌理论与对立学习机制,提出了一种发展版(Developed battle royale optimization, DBRA)算法,旨在提高算法的收敛速度和全局探索能力;Akan等[8]提出了二进制BRO(Binary battle royale optimization, Bin-BRO)算法,利用二进制向量之间的不同度量重新计算和选择最邻近个体,有效降低算法的时间复杂度;Akan等[9]提出了基于移动策略的BRO(M-BRO)算法,以提高算法勘探与开发间的平衡,并在CEC2010、无容量限制设施选址和最大切割图问题上验证了Bin-BRO与M-BRO算法的性能。

为优化BRO算法的性能,本文提出了一种基于混沌映射、中心选择与精英自适应策略的BRO(TCABRO)算法。首先,利用改进的Tent映射优化算法的种群初始化方式,有效提高初始种群的多样性。其次,通过中心选择策略重新设计最邻近个体选择方案,有效降低算法的时间复杂度。最后,在胜利者个体更新过程中引入精英自适应策略,有效提高算法的收敛精度与全局探索能力。另外,失败者不进行位置更新,仅在达到伤害阈值后进行个体重生。在仿真测试中,利用基准函数验证TCABRO算法的性能优异性。在机器人逆运动学求解问题中,与其他算法相比,TCABRO算法具有求解精度高、稳定性强等优势。因此,TCABRO算法的提出不仅在优化算法理论上具有创新性,在解决实际应用问题上也表现出重要价值与发展潜力。

1 标准大逃杀优化算法

BRO算法的灵感来源于“Battle Royale”游戏,其更新过程是根据相关游戏规则设计的,并通过随机选择的方式在空间内寻找最优解。详细的原理如下:在D维度的解空间内,随机初始化N个个体组成初始种群。通过计算欧氏距离,寻找当前个体的最邻近个体,并进行适应度值对比,定义适应度值较好个体为胜利者(vic),适应度值较差个体为失败者(def),根据最优玩家位置信息对失败者进行位置更新如式(1)所示。失败者的伤害等级更新如式(2)所示。

$$x_{\mathrm{def},d}^{t+1}=x_{\mathrm{def},d}^{t}+r\left(x_{\mathrm{best},d}-x_{\mathrm{def},d}^{t}\right)\quad t=1,2,\cdots,T \tag{1}$$

$$x_{\mathrm{dam,def}}^{t+1}=x_{\mathrm{dam,def}}^{t}+1 \tag{2}$$

式中:t、T分别为当前和最大迭代次数;r为范围在[0,1]之间均匀分布的随机数;$x_{\mathrm{def},d}^{t}$为失败者的d维位置信息;$x_{\mathrm{best},d}$为最优个体的d维位置信息;$x_{\mathrm{dam,def}}^{t}$为失败个体的受伤害等级,所有个体初始伤害等级为0。

假设受伤害个体在下一次迭代中能对对手造成伤害,伤害等级$x_{\mathrm{dam,def}}^{t}$将会重置为0,若玩家的累计伤害等级超过预先设定的伤害阈值(Threshold),则玩家死亡并在当前的安全区域内随机重生,伤害等级也将被重置为0,个体重生的位置如下所示:

$$x_{\mathrm{def},d}^{t+1}=r\left(\mathrm{ub}_d-\mathrm{lb}_d\right)+\mathrm{lb}_d \tag{3}$$

式中:ub_d和lb_d分别为安全区域的上界和下界。

在迭代过程中,如果迭代次数大于区域更新阈值(Δ),安全区域将以全局最优解为中心进行缩小,安全区域更新如式(4)和式(5)所示。

$$\mathrm{lb}_d=x_{\mathrm{best},d}-\mathrm{SD}\left(\overline{x_d}\right) \tag{4}$$

$$\mathrm{ub}_d = x_{\mathrm{best},d} + \mathrm{SD}\left(\overline{x_d}\right) \tag{5}$$

式中：SD($\overline{x_d}$)为所有个体位置信息中d维度的标准差。

若ub_d和lb_d超过了原来的上界和下界，则ub_d和lb_d不更新。区域更新阈值Δ在迭代过程中自适应更新如下所示：

$$\Delta = \Delta + \mathrm{round}(0.5\Delta) \tag{6}$$

式中：Δ的初始值为$\log_{10}(T)$。

2　改进大逃杀优化算法

2.1　TCABRO算法原理

2.1.1　改进Tent混沌映射

种群初始状态的多样性会对群智能算法的性能产生直接影响。传统算法一般采用随机方式初始化种群，在一定程度上限制了算法的寻优性能[10]。因此，本文通过改进Tent混沌映射，利用其内在伪随机性和遍历性对算法的种群进行初始化，提高初始种群分布的均匀性。Tent混沌映射原理如式(7)所示。

$$\psi(k+1) = \begin{cases} \lambda\psi(k), \psi(k) \in (0, 0.5] \\ \lambda\left[1-\psi(k)\right], \psi(k) \in (0.5, 1] \end{cases} \tag{7}$$

式中：k=1，2，…，K，其中K为混沌映射总次数；$\psi(k)$为第k次的混沌映射数值；λ为混沌参数。

然而，该映射方法存在不动点与不稳定周期点问题，导致初始个体堆积，降低种群多样性。当$\psi(k)$落入不动点或不稳定周期点时，本文设计增加了一个极小的随机扰动项ε，促使其摆脱约束，如式(8)所示。否则，继续沿用式(7)映射。

$$\psi(k+1) = \psi(k+1) + \varepsilon \tag{8}$$

利用改进Tent混沌映射出数据序列，混沌映射次数K等于种群个体数N，依据解空间的上下限进行种群初始化，如式(9)所示。

$$x_{k,d} = \psi(k)(\mathrm{ub}_d - \mathrm{lb}_d) + \mathrm{lb}_d \quad k = 1, 2, \cdots, N \tag{9}$$

式中：$x_{k,d}$为第k个个体的d维位置信息。

2.1.2　中心选择策略

传统BRO算法通过计算当前个体与种群中所有个体的欧氏距离，寻找最邻近个体。该方法导致算法每次迭代均需计算$N\times N$次欧氏距离，算法时间复杂度较高。为了降低时间复杂度，本文提出中心选择策略，通过计算个体位置与解空间中心位置的欧氏距离值(L)，如式(10)所示，选择与当前个体中心距数值最接近个体，作为最邻近个体，并进行对比与学习。该方法在不改变原算法计算规则的情况下，每次迭代过程仅需计算N次欧氏距离，可有效解决因欧氏距离的计算次数过多导致的算法运行时间长问题。

$$L_k^t = \sqrt{\sum_{i=d}^{D}\left(x_{k,d}^t - \frac{1}{2}(\mathrm{ub}_d - \mathrm{lb}_d)\right)^2} \tag{10}$$

式中：L_k^t为第t次迭代时第k个个体与解空间中心位置的欧氏距离值。

2.1.3　精英自适应策略

BRO算法的个体学习策略是使用相邻个体中的失败者，学习全局最优位置信息。该方法可以有效利用最优位置信息，但也导致很多携带优秀位置信息的胜利个体无法进行充分学习，影响算法的收敛性能。为充分利用算法中更多的优秀位置信息，提高收敛精度与全局探索能力，本文提出精英自适应策略。该策略主要是对胜利者进行学习探索，建立胜利者的位置学习步长，如式(11)所示，利用学习速度的记忆和最优位置信息，实现对胜利者个体位置的不断更新，如式(12)所示。同时，通过设计渐变学习阈值，实现个体位置的变速学习，使算法前期具有较快的收敛速度，后期具有更高的收敛精度。

$$v_{\mathrm{vic},d}^{t+1} = \omega_1 r_1 v_{\mathrm{vic},d}^t + \omega_2 r_2\left(x_{\mathrm{best},d} - x_{\mathrm{vic},d}^t\right) \tag{11}$$

$$x_{\mathrm{vic},d}^{t+1} = x_{\mathrm{vic},d}^t + \mu v_{\mathrm{vic},d}^{t+1} \tag{12}$$

式中：$v_{\mathrm{vic},d}^t$为当前胜利者个体的学习步长；ω_1和ω_2分别为学习权重；r_1和r_2为0到1之间的随机数；μ为渐变学习阈值，如式(13)所示，随着迭代步数t的增加，该阈值以正切函数曲线的方式逐渐递减。

$$\mu = 0.5 - \exp\left(-\frac{5t}{T}\right) \tag{13}$$

通过优秀个体的进一步学习会提高算法的收敛性能，但也会在一定程度上降低算法的全局探索能力。因此，本文在改进后的算法中保留BRO算法个体受伤害重生机制，如式(3)所示，从而提高算法的全局探索能力，以确保算法在全局勘探和局部开发间的平衡。

TCABRO算法的具体实现流程如图1所示。

2.2　TCABRO算法的时间复杂度分析

BRO算法的时间复杂度包括种群初始化$O(2N\times D)$，每次迭代过程中为了寻找最邻近个

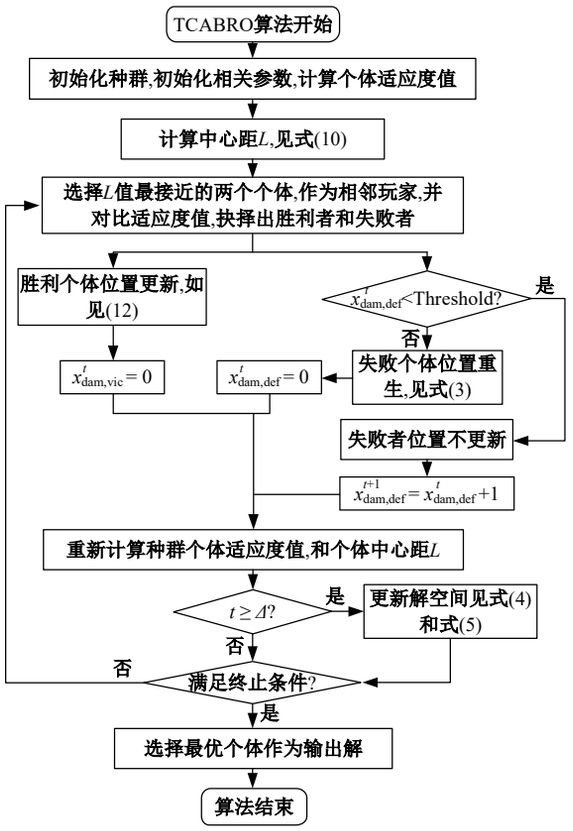

图1 TCABRO算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of TCABRO algorithm

体,每个个体均需要计算与其他个体之间的欧氏距离$O(N^2\times D\times T)$,个体位置更新$O(2N\times D\times T)$。则BRO算法时间复杂度,如式(14)所示。

$$O(\mathrm{BRO})=O(2N\times D)+O(N^2\times D\times T)+O(2N\times D\times T) \tag{14}$$

TCABRO算法的时间复杂度包括种群初始化$O(2N\times D)$,利用中心距寻找最邻近个体$O(N\times D\times T)$,个体位置更新$O(2N\times D\times T)$。则TCABRO算法的时间复杂度,如式(15)所示。

$$O(\mathrm{TCABRO})=O(2N\times D)+O(3N\times D\times T) \tag{15}$$

算法的种群个数$N>1$,根据式(14)和式(15)可以明显看出,TCABRO算法的时间复杂度低于BRO算法的时间复杂度。

3 基准函数测试结果与性能分析

3.1 实验设置

实验环境:处理器为Inter(R) Core(TM) I5-3 470 m CPU @ 3.20 GHz,内存为16 GB,操作系统为Windows10 64位,仿真软件为Matlab。

基准函数:选择CEC2017技术报告中6个函数进行测试[11],函数介绍如表1所示。

对比算法:为验证TCABRO算法的优越性,将TCABRO算法与BRO算法、经典的粒子群优化(Particle swarm optimization,PSO)算法、最新改进的M-BRO算法,以及近些年被学者广泛证明优异性能的鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm,WOA)进行性能比较[12,13]。

参数设置:为保证实验公平性,所有算法的公共参数设置为$N=100$、$T=500$和$D=30$。所有算法的其他相关参数如表2所示。此外,每个函数测试实验均重复进行50次,减少随机因素对测试结果产生的影响。

评价指标:50次测试结果适应度值的平均值与标准差,以及算法的平均运行时间。

表1 基准函数

Table 1 Benchmark function

函数类型	函数名称	最优值
单峰函数	F_1: Shifted and Rotated Bent Cigar Function	100
多峰函数	F_6: Shifted and Rotated Expanded Scaffer's F_6 Function	600
混合函数	F_{13}: Hybrid Function 3($N=3$)	1 300
	F_{15}: Hybrid Function 5($N=4$)	1 500
复合函数	F_{23}: Composition Function 3($N=4$)	2 300
	F_{27}: Composition Function 7($N=6$)	2 700

表2 所有算法的其他相关参数

Table 2 Other relevant parameters of the all algorithm

算法	参数
PSO	惯性权重$w=0.8$,学习因子$c_1=c_2=2$
WOA	收敛因子a是从2到0的线性递减,螺旋形状的常数$b=1$
BRO	伤害阈值为3
M-BRO	随机因子$r_1\in[0,1]$,$r_2\in[0,1]$,移动步长$\lambda_{dam,d}\in[0,1]$
TCABRO	$\lambda=2$,$w_1=w_2=1$,$r_1\in[0,1]$,$r_2\in[0,1]$,伤害阈值为3

3.2 测试结果与分析

表3为TCABRO算法和对比算法在6个基准函数上的测试结果,相比于其他算法,TCABRO算法在所有函数上均获得最小的误差平均值,在5个基准函数上获得最小的标准差。这说明TCABRO算法具有较高的收敛精度和较强的稳定性。图2为各算法在基准函数上的收敛曲线,结果表明TCABRO算法具有较快的收敛速

表 3　各算法测试结果对比

Table 3　Comparison of the test results of each algorithm

函数	PSO		WOA		BRO		M-BRO		TCABRO	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
F_1	1.34×10^{10}	3.48×10^{9}	5.09×10^{8}	2.78×10^{8}	2.17×10^{10}	1.80×10^{9}	4.76×10^{8}	1.66×10^{8}	4.98×10^{3}	5.18×10^{3}
F_6	5.83×10^{1}	8.94×10^{0}	7.50×10^{1}	7.38×10^{0}	7.10×10^{1}	6.25×10^{0}	5.78×10^{1}	1.32×10^{1}	3.96×10^{1}	7.62×10^{0}
F_{13}	4.82×10^{8}	6.87×10^{8}	4.94×10^{5}	4.03×10^{5}	1.49×10^{9}	6.69×10^{8}	8.91×10^{6}	5.24×10^{6}	1.29×10^{4}	7.30×10^{4}
F_{15}	4.73×10^{7}	3.88×10^{7}	2.94×10^{5}	2.75×10^{5}	1.76×10^{4}	8.24×10^{3}	2.80×10^{5}	1.63×10^{5}	2.32×10^{3}	1.67×10^{3}
F_{23}	8.52×10^{2}	6.99×10^{1}	7.34×10^{2}	8.86×10^{1}	1.05×10^{3}	8.76×10^{1}	6.45×10^{2}	6.58×10^{1}	6.08×10^{2}	5.69×10^{1}
F_{27}	9.38×10^{2}	1.06×10^{2}	6.78×10^{2}	8.76×10^{1}	1.40×10^{3}	1.52×10^{2}	6.06×10^{2}	5.13×10^{1}	4.99×10^{2}	5.21×10^{0}

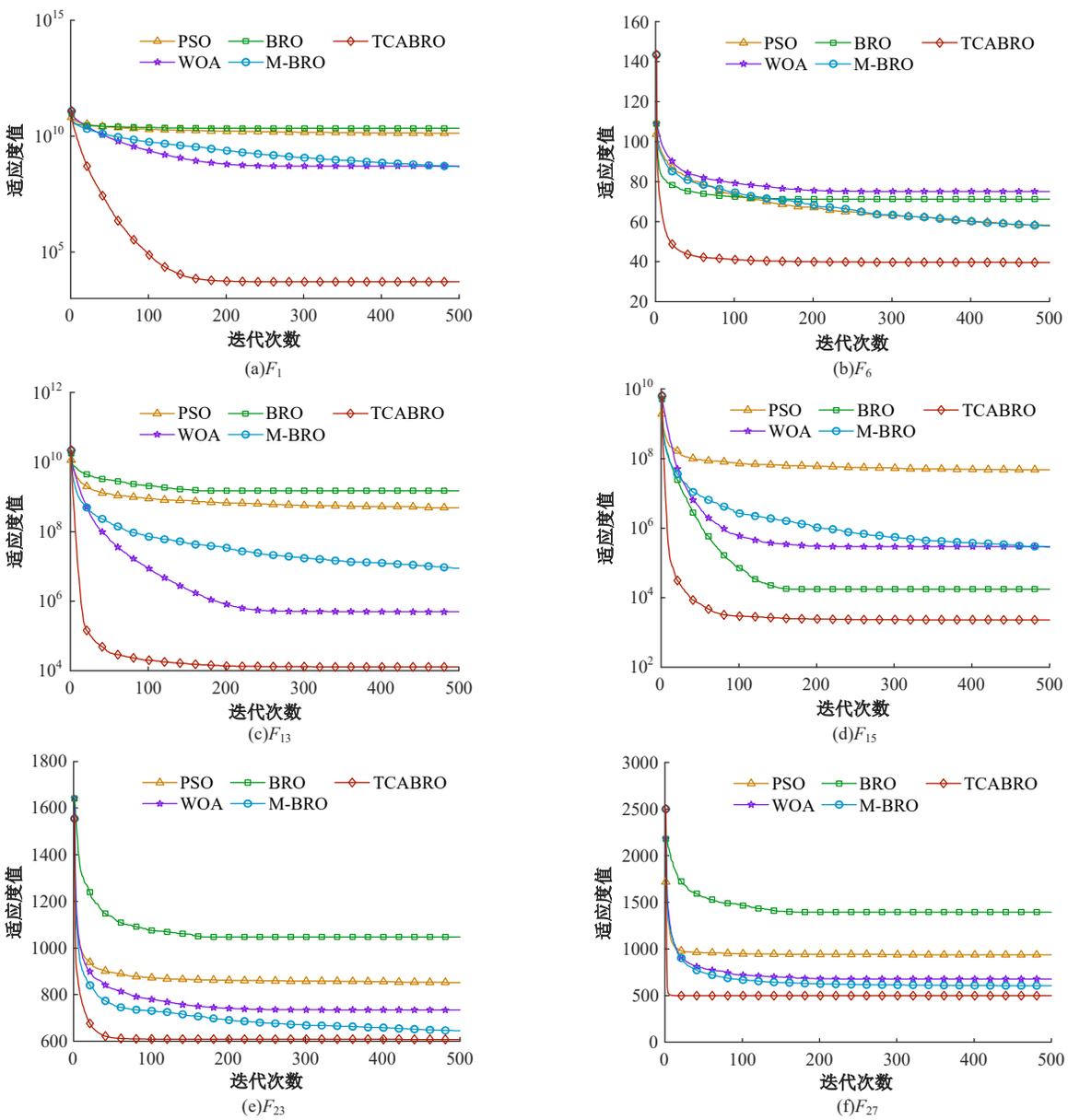

图 2　TCABRO 算法和对比算法在基准函数上的收敛曲线

Fig. 2　Convergence curves of TCABRO and comparison algorithms on benchmark functions

度和较高的精度,进一步证明该算法具有良好的收敛能力。表 4 为各算法在不同基准函数上的运行时间,相比于 BRO 算法和 M-BRO 算法,TCABRO 算法的运行时间明显降低,这与时间复杂度

表4 TCABRO算法和对比算法的运行时间

Table 4 Runtime of TCABRO and comparison algorithms s

函数	PSO	WOA	BRO	M-BRO	TCABRO
F_1	0.94	1.03	3.26	3.17	0.84
F_6	0.62	0.71	3.61	3.39	1.24
F_{13}	0.41	0.49	3.40	3.20	0.97
F_{15}	0.37	0.47	3.34	3.16	0.93
F_{23}	0.87	0.97	3.93	3.73	1.64
F_{27}	1.16	1.28	4.19	4.08	2.01

的分析结果一致。

上述基准函数测试结果表明,本文提出的TCABRO算法相比原始算法在收敛精度、速度和运行时间上均有明显改善。这一结果证实,基于中心选择策略的最邻近个体选择方式,可以明显降低算法的运行时间;混沌映射和精英自适应策略,通过改善算法初始多样性和充分利用种群优秀位置信息,可以有效提高算法的收敛精度和稳定性。

4 PUMA 560机器人逆运动学求解

4.1 运动学建模与目标函数

机器人的运动学建模是通过在各运动关节上建立坐标系,利用各坐标系间的齐次变换,描述机器人末端执行器在操作空间中的位姿,PUMA 560机器人示意图如图3所示,其正运动学方程如式(16)[14]所示。

$$ {}_6^0T = {}_1^0T(\theta_1)\cdot {}_2^1T(\theta_2)\cdot {}_3^2T(\theta_3)\cdot {}_4^3T(\theta_4)\cdot {}_5^4T(\theta_5)\cdot {}_6^5T(\theta_6) \tag{16} $$

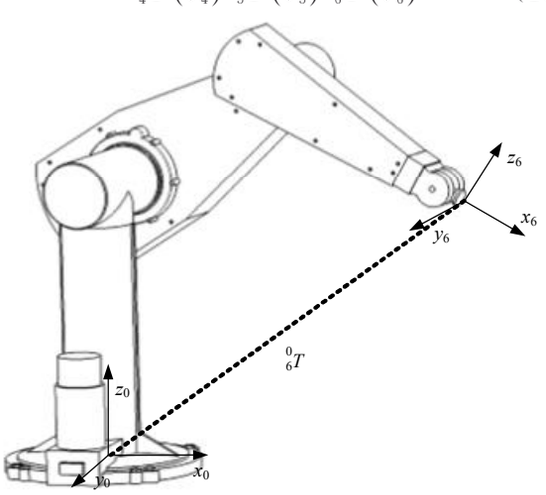

图3 PUMA 560机器人示意图

Fig. 3 Schematic diagram of PUMA 560 robot

式中:${}_i^{i-1}T$为基于Denavit-Hartenberg(D-H)参数法建立的机器人相邻连杆坐标变换关系,其计算公式如式(17)所示。

$$ {}_i^{i-1}T = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\cos\alpha_i\cdot\sin\theta_i & \sin\alpha_i\cdot\sin\theta_i & a_i\cdot\cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\alpha_i\cdot\cos\theta_i & -\cos\theta_i\cdot\sin\alpha_i & a_i\cdot\sin\theta_i \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{17} $$

式中:a_i、α_i、d_i和θ_i分别为机器人的连杆长度、连杆扭转角、连杆偏移量和连杆关节角。PUMA 560机器人的D-H参数[4]如表5所示。

表5 PUMA 560机器人的D-H参数

Table 5 D-H parameters of PUMA 560 robot

序号	连杆长度/m	扭转角/(°)	偏移量/m	关节角/(°)	
				最小值	最大值
1	0	90	0	−160	160
2	0	0	0	−245	45
3	0.431 8	−90	0.149 1	−45	225
4	0.020 3	90	0.133 1	−110	170
5	0	−90	0	−100	100
6	0	0	0	−266	266

将式(17)代入式(16),依据表5中的连杆参数及实际关节角,计算PUMA 560机器人的末端位姿矩阵,如式(18)所示[15]。

$$ \begin{bmatrix} \boldsymbol{n} & \boldsymbol{o} & \boldsymbol{\alpha} & \boldsymbol{P} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = {}_6^0T \tag{18} $$

式中:$\boldsymbol{n}$、$\boldsymbol{o}$和$\boldsymbol{\alpha}$分别为位姿矩阵中的姿态向量;$\boldsymbol{P}$为位置向量。

通过计算期望位置和实际位置之间的欧氏距离,获得优化算法的目标函数值(Error),如式(19)所示。

$$ \mathrm{Error} = \| \boldsymbol{P} - \boldsymbol{P}' \| \tag{19} $$

式中:$\boldsymbol{P}$和$\boldsymbol{P}'$分别为期望位置和实际位置。

受到机器人机械运动原理限制,关节角(θ_i)需要满足不同的边界约束范围,如式(20)所示。

$$ \theta_{i,\min} \leqslant \theta_i \leqslant \theta_{i,\max} \quad i = 1, 2, \cdots, 6 \tag{20} $$

式中:$\theta_{i,\min}$和$\theta_{i,\max}$分别为第i个关节变量的最小值和最大值,具体数值如表5所示。

4.2 实验结果与分析

本节采用TCABRO算法进行PUMA 560机器人逆运动学求解实验,随机选择一个位置作为测试点,重复进行50次独立实验获得位置误差结果的平均值和标准差。为了权衡参数影响,选择

不同的N和T作为实验参数，结果如表6所示，其中，对比算法BRO的实验结果来源于文献[4]。结果表明，TCABRO算法可获得较高的逆运动学求解精度和稳定性，且随着N和T的增加，求解精度逐渐提高，明显优于BRO算法。

表6　机器人逆运动学求解结果

Table 6　Results of inverse kinematics of the robot

算法	种群个数N	最大迭代次数T	平均值	标准差
TCABRO	25	100	3.84×10^{-6}	4.14×10^{-6}
	25	300	5.74×10^{-7}	7.24×10^{-7}
	50	100	9.74×10^{-7}	1.16×10^{-6}
	50	300	2.22×10^{-8}	3.14×10^{-8}
	100	100	7.62×10^{-7}	9.73×10^{-7}
	100	300	4.31×10^{-9}	9.15×10^{-9}
	200	100	1.65×10^{-8}	2.15×10^{-8}
	200	300	1.67×10^{-9}	2.28×10^{-9}
	300	100	1.55×10^{-9}	2.47×10^{-9}
	300	300	3.08×10^{-10}	4.29×10^{-10}
	300	500	2.10×10^{-12}	4.09×10^{-12}
BRO	25	100	3.70×10^{-4}	3.50×10^{-4}
	25	300	1.80×10^{-4}	2.10×10^{-4}
	50	100	1.90×10^{-4}	2.10×10^{-4}
	50	300	7.24×10^{-5}	1.50×10^{-4}
	100	100	1.91×10^{-5}	3.77×10^{-5}
	100	300	1.06×10^{-4}	2.13×10^{-5}
	200	100	6.95×10^{-5}	2.37×10^{-5}
	200	300	6.20×10^{-6}	1.53×10^{-5}
	300	100	1.88×10^{-6}	3.81×10^{-6}
	300	300	7.14×10^{-7}	2.78×10^{-6}
	300	500	1.89×10^{-7}	6.45×10^{-7}

5　结束语

本文提出一种融合混沌映射、中心选择与精英自适应策略的TCABRO算法，旨在解决传统BRO算法在全局探索能力、时间复杂度和收敛精度方面的不足。改进的Tent混沌映射提高初始化种群的多样性和遍历性。中心选择策略优化原算法最邻近个体选择方式，有效降低算法的时间复杂度。精英自适应策略的引入确保了算法勘探和开发间的平衡，提高了算法早期迭代的收敛速度和后期的收敛精度。在多组基准函数测试中，TCABRO算法在性能上超越了PSO、WOA、BRO和M-BRO算法，特别是在时间复杂度、收敛精度和稳定性方面表现出色。在PMUA 560机器人逆运动学问题的求解结果显示，TCABRO算法相比于BRO算法展现出精度高和稳定性强的优势，证明其在解决实际优化问题上的可行性。然而，该算法无法处理多目标优化问题，未来将进一步研究多目标学习策略，使算法能够有效地适应多目标问题的求解，特别是在复杂的超冗余机器人逆运动学和轨迹优化方面。

参考文献：

[1] Kong Y, Song S, Zhang N, et al. Design and kinematic modeling of in-situ torsionally-steerable flexible surgical robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 1864-1871.

[2] Li J, Yu H, Shen N, et al. A novel inverse kinematics method for 6-DOF robots with non-spherical wrist [J]. Mechanism and Machine Theory, 2021, 157: 104180.

[3] Starke S, Hendrich N, Zhang J. Memetic evolution for generic full-body inverse kinematics in robotics and animation[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, 23(3): 406-420.

[4] Rahkar F T. Battle royale optimization algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(4): 1139-1157.

[5] Wu H, Zhang X, Song L, et al. A hybrid improved BRO algorithm and its application in inverse kinematics of 7R 6DOF robot[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2022, 14(3): 16878132221085125.

[6] Alamgir F M, Alam M S. A novel deep learning-based bidirectional elman neural network for facial emotion recognition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 36 (10): 2252016.

[7] Karamnejadi A K, Kakouee A, Mollajafari M, et al. Developed design of battle royale optimizer for the optimum identification of solid oxide fuel cell[J]. Sustainability, 2022, 14(16): 14169882.

[8] Akan T, Agahian S, Dehkharghani R. Battle royale optimizer for solving binary optimization problems[J]. Software Impacts, 2022, 12: 100274.

[9] Akan S, Akan T. Battle royale optimizer with a new movement strategy[J]. Handbook of Nature-Inspired Optimization Algorithms, 2022, 9: 265-279.

[10] 国强，朱国会，李万臣. 基于混沌麻雀搜索算法的TDOA/FDOA定位[J]. 吉林大学学报：工学版，

2023, 53(2): 593-600.
Guo Qiang, Zhu Guo-hui, Li Wan-chen. TDOA/FDOA localization based on chaotic sparrow search algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(2): 593-600.

[11] Wu G, Mallipeddi R, Suganthan P. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 competition on constrained real-parameter optimization[R]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017.

[12] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995: 1942-1948.

[13] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[14] Elsherbiny 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.

[15] Lv X, Zhao M. Application of improved BQGA in robot kinematics inverse solution[J]. Journal of Robotics, 2019, 2019: 1659180.