

一种改进的自适应遗传算法

黄涛,邓斌,何栋,许冠麟

(西南交通大学机械工程学院,四川 成都 610000)

摘要:针对现有遗传算法在求解多参数问题时出现收敛精度低、收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,提出一种改进的自适应遗传算法。该算法引入复制算子、种群密集度函数和精英选择策略,提出根据种群迭代次数和个体适应度的自适应策略调节交叉概率和变异概率,很好地平衡了遗传算法的全局搜索能力和局部寻优能力。总结出具有代表意义的测试函数,通过求解测试函数和旅行商问题,证明改进的自适应遗传算法的收敛精度、收敛速度等均有明显的提高。

关键词:复制算子;自适应交叉算子;自适应变异算子;种群密集度函数;测试函数;旅行商问题

中图分类号:TP301.6 **文献标识码:**B

Improved Adaptive Genetic Algorithm for Solving Multi-Parameter Problems

HUANG Tao, DENG Bin, HE Dong, XU Guan-lin

(College of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610000, China)

ABSTRACT: An improved adaptive genetic algorithm is proposed to solve multi-parameter problems with low convergence accuracy, slow convergence speed and easy to fall into local optimization. The algorithm introduces a replication operator, population density function and elite selection strategy, and proposes an adaptive strategy to adjust the crossover probability and mutation probability according to the population iteration times and individual fitness, which balances the global search ability and local optimization ability of the genetic algorithm. By solving the test function and traveling salesman problem, it is proved that the convergence accuracy and convergence speed of the improved adaptive genetic algorithm are significantly improved.

KEYWORDS: Replication operator; Adaptive crossover operator; Adaptive mutation operator; Population density function; Test function; Travelling salesman problem

1 引言

遗传算法^[1] (Genetic Algorithm, GA)是模仿自然界生物进化机制“适者生存,优胜劣汰”发展起来的全局搜索和局部寻优算法。此算法具有鲁棒性强、可行性好、适用性高、不需要辅助信息等特性,被广泛地应用于机械、计算机、视觉、商业等领域。

传统的遗传算法在应用于优化多参数和非线性问题时,出现早熟收敛、收敛精度低、速度慢、易陷入局部最优等问题。许多学者针对传统遗传算法进行了改进:叶翠丽^[2]在算法中引入非线性思想,引入S型生长曲线作为交叉、变异算子的自适应调整曲线。徐力^[3]在算法中引入逆转算子,增加了插入算子和删除算子,将三角函数引入交叉、变异算子的

自适应调整曲线。吴素珍^[4]采用罚函数将非线性约束问题转化为无约束问题,引入指数函数改进交叉概率和变异概率。王豪^[5]在交叉、变异算子中引入sigmoid函数。王树朋^[6]在交叉、变异算子中引入种群集中度概念。以上研究,主要通过改进交叉、变异算子优化算法,忽视种群的迭代次数和个体的适应度对交叉、变异概率的影响,导致算法寻优时间增加等问题。

针对以上问题,本文在传统遗传算法的基础上提出改进的自适应遗传算法(Improve Adaptive Genetic Algorithm, IA-GA),采用测试函数和旅行商问题(Travelling salesman problem, TSP),检验本文提出算法的效果。

2 改进遗传算法

遗传算法的基本思想是将问题的可能解类比为自然界中的染色体,通过选择、交叉和变异等操作,逐代产生更优的

收稿日期:2022-06-20 修回日期:2022-07-02

个体,经过若干代,产生问题的最优解。但是在应用于多参数等实际问题时,算法会出现早熟收敛、全局搜索能力和局部寻优能力较差等问题。故本文针对传统遗传算法的不足,引入精英选择策略和种群密集度概念,并对选择、交叉和变异算子进行改进。

2.1 复制算子

传统遗传算法的选择算子依据染色体的适应度,对种群进行随机选择,有极大的几率将位于最优解附近、适应度较差的个体淘汰,破坏种群的多样性并造成算法收敛速度过慢,甚至不能搜索到最优解。

为了解决上述问题,本文引入复制算子代替选择算子。给予所有染色体参与交叉和变异操作的机会,同时保证适应度高的染色体有更高的概率。复制算子可以有效地提高种群多样性,为交叉、变异操作奠定很好种群基础。

下面通过对已经计算出个体适应度,种群规模为 12 的种群,演示上述的复制算子。该复制算子的具体步骤如图 1:

- 依据适应度函数计算个体的适应度(图 1(a))。
- 将种群按照适应度降序的顺序进行排序(图 1(b))。
- 将排序好种群按照 3:2:1 的比例分为 3 段(图 1(c))。质量最好的位于 A 段,较好的位于 B 段,最差的位于 C 段。
- 将 A 段复制 3 份,B 段复制 2 份,C 段不复制(图 1(d))。
- 将已经复制好的个体组成新种群。(图 1(e))。

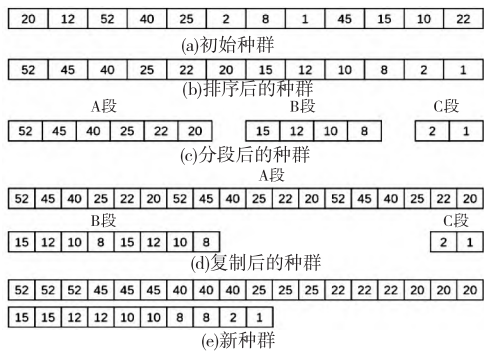


图 1 复制算子

通过上述方法虽然增加一定的种群规模,但是为交叉、变异算子提供了很好的种群基础。上述的复制算子,在计算出种群适应度的基础上,只需增加种群排序、复制等简单操作,便可以达到提高种群多样性和优胜劣汰的目的。

2.2 种群密集度

传统算法始终遵循着交叉在前,变异在后的顺序。但是在种群适应度相对集中情况下,交叉算子不能达到提高种群多样性的目的,反而会陷入局部最优^[7]。引入种群密集度函数,判断种群的密集程度,自适应地调整交叉算子和变异算子的顺序,表达式如下

$$r = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2} \quad (1)$$

式中 r 为种群密集度, f_i 为染色体适应度, \bar{f} 为种群平均适应度。

若种群密集度大于临界值,种群染色体相对发散,有很好的种群多样性基础,不会陷入局部最优,遵循交叉算子在前变异算子在后的顺序;反之,种群相对集中,先通过变异算子改变染色体基因型,再通过交叉算子提高种群多样性,有效地避免算法陷入局部最优,故遵循变异算子在前,交叉算子在后的顺序。

2.3 自适应交叉、变异算子的改进

交叉概率和变异概率是影响最优解的关键所在,直接决定算法的收敛性。然而传统算法的交叉概率和变异概率是常数,两项参数的设定,将直接影响优化质量的好坏。若设定的交叉概率过大,增强算法的全局搜索能力,但会破坏适应度高的染色体;反之,全局搜索能力下降,算法收敛速度变慢。若设定的变异概率过大,增强算法的局部搜索能力,不易保留优良个体,并且会破坏种群多样性;反之,局部寻优能力下降,新个体难以产生,算法陷入局部最优。

为了避免上述情况的发生,提高算法收敛速度和精度,根据种群迭代次数和个体的适应度调节交叉概率 P_c 、变异概率 P_m ,表达式如下

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - (P_{c1} - P_{c2}) \times \sin\left(\frac{f' - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} \times \frac{\pi}{2}\right) \times \frac{g}{G} & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1} & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (2)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} + (P_{m1} - P_{m2}) \times \sin\left(\frac{f - f_{avg}}{f_{max} - f_{avg}} \times \frac{\pi}{2}\right) \times \frac{g}{G} & f \geq f_{avg} \\ P_{m1} & f < f_{avg} \end{cases} \quad (3)$$

式(2), (3) 分别用于计算当代种群个体交叉和变异概率, P_{c1} 、 P_{c2} 为初始设定的交叉概率的最大值和最小值, f' 为交叉双方最大适应度, P_{m1} 、 P_{m2} 初始设定的变异概率的最大值和最小值, f 为变异个体的适应度, f_{avg} 为当代种群平均适应度, f_{max} 为当代种群最大适应度, g 为当前种群迭代次数, G 种群最大迭代次数。

自适应交叉、变异概率随种群染色体适应度变化规律如图 2 所示,随种群迭代次数变化规律如图 3 所示。

图 2(a) 中,交叉双方最大适应度 f' 接近平均适应度 f_{avg} 时,交叉概率较大;交叉双方最大适应度 f' 接近最大适应度 f_{max} 时,交叉概率较小。图 2(b) 中,变异个体适应度接近平均适应度 f_{avg} 时,变异概率较小;变异个体适应度接近最大适应度时,变异概率较大。图 3 中,自适应交叉概率随着种群迭代次数的增大而减小,自适应变异概率随着种群迭代次数的

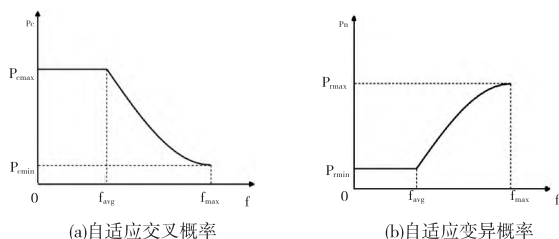


图2 自适应概率随染色体适应度变化

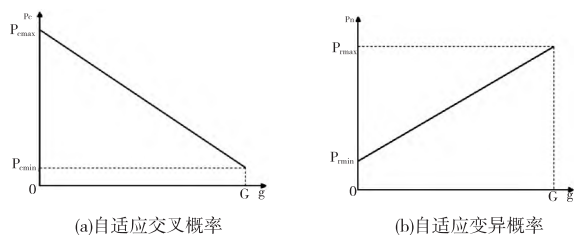


图3 自适应概率随种群迭代次数变化

减小而增大。

自适应遗传算法采用自适应交叉概率 P_c 和自适应变异概率进行交叉和变异操作。在算法初期,种群个体相对分散,增强算法的全局搜索能力,提高种群多样性;随着迭代次数的增加,种群个体逐渐集中,应在不破坏种群多样性的基础上,增强局部寻优能力,所以自适应交叉和变异概率随种群迭代次数呈现相反的变化规律。

染色体适应度越高,该染色体越接近最优解,应在不破坏染色体的前提下,提高局部寻优能力,故增加变异概率减小交叉概率;反之,该染色体越远离最优解,应加大全局搜索能力,防止算法陷入局部最优,故增加交叉概率减小变异概率。

2.4 精英选择策略

为了保留种群优秀基因,保持种群规模与初始种群相同,本文在交叉和变异操作之后,引入精英选择策略。依据种群染色体适应度降序排序,依次选择出与初始种群相同规模的新种群,可以缩小种群规模并降低算法计算压力,也可以进一步筛选出适应度更高的染色体,加快收敛速度。

2.5 改进的自适应遗传算法流程

相较于传统的遗传算法,改进的自适应遗传算法通过引入复制算子代替选择算子、判断种群密集程度调整交叉算子和变异算子的顺序、根据种群迭代次数和个体适应度调整交叉概率和变异概率、引入精英选择策略来提高遗传算法的收敛精度和收敛速度。具体步骤如下:

步骤1:通过适应度函数计算初始种群的适应度。

步骤2:通过复制算子保留种群多样性,并提高适应度高的染色体占种群的比重。

步骤3:计算种群密集度 r 。

步骤4:若大于密集度临界值 R ,则先进行自适应变异算

子操作,再进行自适应交叉算子操作,反之,则转步骤5。

步骤5:先进行自适应交叉算子操作,再进行自适应变异算子操作。

步骤6:将种群进行精英选择,保留与初始种群相同规模的个体。

步骤7:判断是否满足终止条件,若满足,则输出结果,否则转步骤2。

算法流程如图4所示。 r 为种群密集度, R 为种群密集度临界值, g 为当前种群迭代次数, G 为种群最大迭代次数。

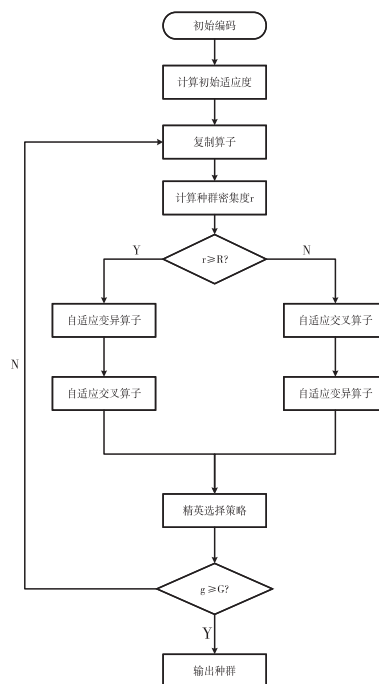


图4 改进的自适应遗传算法流程

3 算法性能测试

在算法研究进程中,评估算法的性能是关键的一环。对于遗传算法性能的评估,主要测试算法的收敛速度、寻优精度和避免出现局部最优的能力。

为了验证本文提出算法的性能,采用测试函数和旅行商问题进行测试。

3.1 典型测试函数

通过传统遗传算法、文献[2]、文献[3]和文献[5]提出的算法与本文提出的算法分别对典型测试函数进行寻优计算,将计算结果进行比较,证明本文提出的算法性能的优越。

测试函数的选择必须具有代表性。针对遗传算法寻优的特点,本文采用 Griewank 函数、Rastrigin 函数、Schaffer 函数和 Ackley 函数作为测试函数。Griewank 函数^[8]是由二次凸函数和振荡非凸函数构成的多模态测试函数,其全局最小值为 $f(0,0)=0$ 有大量规律分布的极值,传统算法难以处理;Rastrigin 函数^[9]是 De Jong 函数经余弦调制的高度多模态测试函数,仅有一个全局最小值 $f(0,0)=0$,因定义域内分布大

量极值,在寻找全局最小值的问题上,为寻优算法增加了很大的难度;Schaffer 函数是一种多极值函数,仅有一个全局最小值 $f(0,0)=0$,极值与极值之间排列紧凑,优化算法很难搜索到全局最优解;Ackley 函数^[10]是指数函数与三角函数相结合的测试函数,全局最小值为,其二维图像呈现出外部区域平坦、中心有个大洞的特征,容易使优化算法陷入局部最优。测试函数表达式如式(4)一(7),测试函数图像如图 5 所示。

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (4)$$

$$f(x) = 20 + x_1^2 + x_2^2 - 10 \times (\cos 2\pi x_1 + \cos 2\pi x_2) \quad (5)$$

$$f(x) = 0.5 + \frac{(\sin\sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001 \times (x_1^2 + x_2^2))^2} \quad (6)$$

$$f(x) = -20 \times \exp(-0.2 \times \sqrt{\frac{1}{2} \times (x_1^2 + x_2^2)}) - \exp(\frac{1}{2} \times (\cos 2\pi x_1 + \cos 2\pi x_2)) + 20 + \exp(1) \quad (7)$$

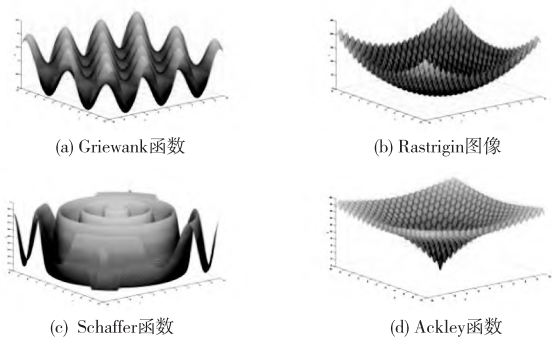


图 5 测试函数图像

各算法均采用二进制编码,使用相同的初始种群,算法最大迭代次数 $T_{\max}=200$,种群规模设置为 $sizepop=50$,各算法运行 100 次,允许的误差设置为,其它参数均相同。

将不同算法执行 200 代后,平均收敛曲线如图 6 所示,收敛的最优值如表 1 所示;各算法收敛到允许误差范围内的概率如表 2 所示;

测试函数的最优值均为 0,算法 1 为传统测试函数,算法 2 为文献[2]提出的改进算法,算法 3 为文献[3]提出的改进

算法,算法 4 为文献[5]提出的改进算法,算法 5 为本文提出的改进的自适应遗传算法。

表 1 不同算法平均收敛值比较

Text function	Griewank function	Rastrigin function	Schaffer function	Ackley function
Algorithm 1	2.3×10^{-6}	4.3×10^{-4}	3.9×10^{-6}	4.3×10^{-3}
Algorithm 2	2.2×10^{-9}	6.7×10^{-7}	1.8×10^{-9}	7.6×10^{-6}
Algorithm 3	8.9×10^{-10}	3.7×10^{-7}	4.4×10^{-8}	1.2×10^{-4}
Algorithm 4	1.5×10^{-6}	3.7×10^{-7}	1.8×10^{-9}	3.6×10^{-3}
Algorithm 5	6.3×10^{-12}	7.1×10^{-12}	7.3×10^{-12}	7.3×10^{-12}

表 2 不同算法收敛到最优值概率比较

Text function	Griewank function	Rastrigin function	Schaffer function	Ackley function
Algorithm 1	40%	10%	30%	0
Algorithm 2	100%	80%	90%	45%
Algorithm 3	80%	90%	95%	20%
Algorithm 4	50%	85%	98%	0
Algorithm 5	100%	100%	100%	100%

图 6 为测试函数利用各优化算法的平均收敛曲线变化图。从中可以得出,本文提出的算法相较于其它优化算法能在相对较少的进化代数内取得最优值,表明了改进的自适应遗传算法在收敛速度上优于其它算法。表 1-2 分别为各优化算法收敛的最优值和收敛到最优值的概率。从表中,本文提出的优化算法优化测试函数总能收敛到最优值,相较于其它优化算法收敛精度得到了很大的提升。

3.2 旅行商问题

旅行商问题^[11] (Travelling salesman problem, TSP),作为经典的组合优化问题,已成为计算机领域、数学领域和工业领域的研究热点和难点。TSP 可以简单的描述为:任意给定 N 个城市,已知城市与城市之间的距离,从某一个城市出发,经过每个城市,且每个城市仅经过一次,最终返回初始点,求最短的路线。

为检验改进的自适应遗传算法 (IAGA) 的性能,将算法应用于 TSP 问题,选取国际上认可的 TSPLIB 测试库中的 Oliver30 和 Eil51 为例进行测试。将 IAGA 与另外两种优化算法进行比较,一种为传统的遗传算法 (GA),另一种为混合粒

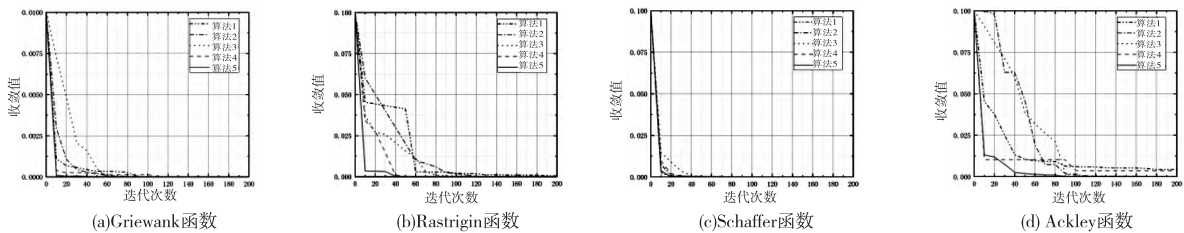


图 6 收敛曲线

子群算法(PSO-GA)。设置种群规模为 $\text{sizepop}=200$,最大迭代次数为 $T_{\max}=400$,每个实例各求解 20 次,取平均值。图 7 为 IAGA 优化 2 个实例的路径规划,图 8 为三种优化算法在训练过程中适应度随迭代次数变化的情况。

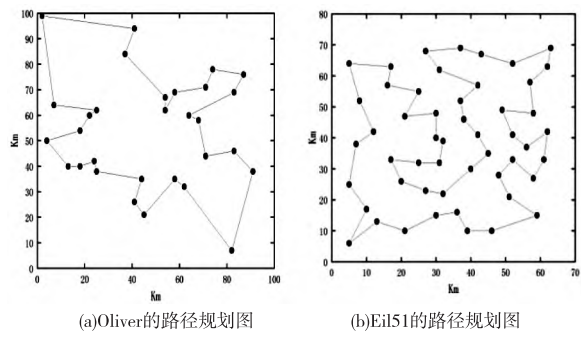


图 7 IAGA 优化 TSP 路径规划

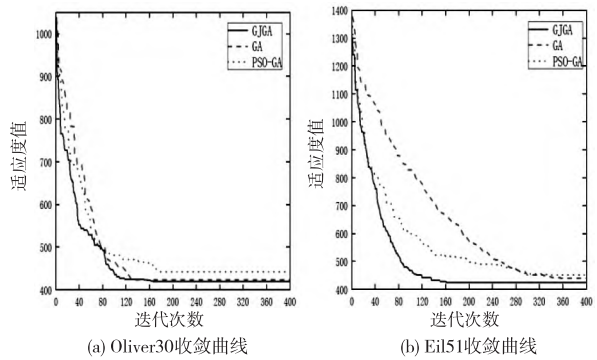


图 8 收敛曲线

图 7 中可以得出,本文提出的算法由于复制算子、种群集散度、自适应交叉和变异概率的引入,很好的达到了选择最短路径的目的。图 8 中可以得出,IAGA 明显的提高了 GA 收敛速度,此外,采用自适应交叉和变异概率,IAGA 根据种群个体迭代次数和适应度大小,调整算法计算的速度和方向,跳出局部最优,有效地提高算法的全局搜索能力和局部寻优能力。

为验证本文提出的算法对更大规模 TSP 问题求解的性能,对 TSPLIB 测试库中更多实例进行测试,城市规模从 51 到 442。将本文提出的算法(IAGA)、传统遗传算法(GA)和 4V3LGA 算法进行比较,三种算法分别运行 20 次,对比结果如表 3。

从表 3 可以看出,本文提出的 4V3LGA 相较于 GA 和 4V3LGA 算法具有更好的收敛精度。随着城市数量的增加,三种算法收敛平均长度与已知最优解的差距在增大,即计算难度加大,但是相较于其它两种算法而言,IAGA 的最优解偏差率始终保持在 0.2% 以下。由此可以得出对于较大规模的 TSP 问题,IAGA 可以表现出更快的收敛速度和更准确的收敛精度,达到了预期效果。

表 3 TSP 测试实例结果对比

TSP 实例	已知最优解	算法	计算平均值	计算最优值	最优值偏差率(%)
Berlin51	7542	IAGA	7542	7542	0
		4V3LGA	7544.37	7544.37	0.03
		GA	8213.52	7621.30	1.05
Eil76	538	IAGA	540	538	0
		4V3LGA	546.06	544.37	1.18
		GA	577.78	553.35	2.85
Rat195	2323	IAGA	2324.30	2323.20	0.01
		4V3LGA	2356.02	2347.24	1.04
		GA	2847.24	2621.25	12.84
Pcb442	50778	IAGA	51023.61	50791.33	0.03
		4V3LGA	53016.16	52874.33	4.13
		GA	65554.30	62231.23	22.56

4 结论

1) 鉴于传统遗传算法易出现早熟收敛、收敛精度差、全局搜索和局部寻优能力不平衡等问题,在传统遗传算法的基础上,通过复制算子替代选择算子,引入自适应概念改进交叉概率和变异概率,引入种群集散度值概念,自适应地调整交叉算子和变异算子的顺序。四种具有代表性的测试函数测试证明,本文算法的有效性。

2) 改进的自适应遗传算法用于求解大规模 TSP 问题,有效地解决了由于路径选择不佳而陷入的局部最优的问题。通过将本文算法与传统遗传算法、混合粒子群算法和 4V3LGA 算法进行比较,采用国际认可的 TSPLIB 库中的实例,证明了本文算法有较快的收敛速度、更高的收敛精度和可以跳出局部最优的能力,适合寻找最短的 TSP 路径。

参考文献:

[1] 席裕庚,柴天佑,恽为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996(06):697-708.

[2] 翠丽,王娜,庞硕,闫航. 基于改进遗传算法的秸秆还田机刀片功耗优化[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(9): 1290-1298.

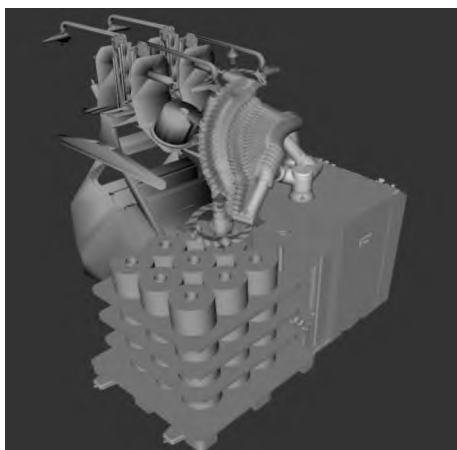
[3] 徐力,刘云华,王启富. 自适应遗传算法在机器人路径规划的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18):36-41

[4] 吴素珍,刘成照,梁晓闯,段紫文. 基于自适应遗传算法的循环工况整车参数优化[J]. 机械强度, 2020, 42(4):849-855.

[5] 王豪,赵学军,袁修久. 基于改进自适应遗传算法的机器人路径规划[J]. 电光与控制, 2022:1-7

[6] 王树朋,徐旺,刘湘德,等. 基于自适应遗传算法的多无人机协同任务分配[J]. 电子信息对抗技术, 2021, 36(1):59-64.

(下转第 464 页)



(b) 机械臂由抓纱位姿到上纱位姿运动轨迹

图 11 直捻机上纱机械臂运动规划仿真

Matlab 和 ROS 中进行仿真,DSRB-RRT 算法相比于加入目标偏置的 I-RRT、GBI-RRT 和 GS-RRT,采样节点数、路径规划时间和路径长度均更优,能够有效提高机械臂运动规划的效率。目前是对静态障碍物进行避障规划,之后对机械臂在动态障碍物下的路径规划进行研究。

参考文献:

- [1] 陈秋莲,蒋环宇,郑以君. 机器人路径规划的快速扩展随机树算法综述[J]. 计算机工程与应用,2019,55(16):10-17.
- [2] Lavalley S M. Rapidly-Exploring Random Trees: A New Tool for Path Planning[J]. Research Report,1999.
- [3] 刘亚秋,赵汉琛,刘勋,等. 一种基于改进的快速扩展随机树的工业机器人路径避障规划算法[J]. 信息与控制,2021,50(2):235-246,256.
- [4] Lavalley S M. Randomized Kinodynamic Planning[J]. International Journal of Robotics & Research,1999,15(5):378-400.

(上接第 351 页)

- [7] 钟佩思,刘金铭,吕文浩,张振宇,宋庆军. 基于双层自适应遗传算法的机器人参数辨识[J]. 科学技术与工程,2022,22(3):1054-1060.
- [8] Huang Yan, Li Jianping, Wang Peng. Research on unique phenomena in the optimization process of Griewank function[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(10):1344-1361.
- [9] Deepika Dhawan, Rajeshwar Singh. Performance Evaluation of Nature Inspired Meta-Heuristic Algorithms using Rosenbrock, Rastrigin and Sphere Test Function for Optimization[J]. International Journal of Recent Technology and Engineering(IJRTE), 2019,8(1).
- [10] Chang Junwen, Bo Xia, Xin Liu. Solution of Second Order Ackley Function Based on SAPSO Algorithm [C]. Conference

- [5] 赵惠,李庆党,张明月. 基于改进 RRT 算法的机械臂路径规划方法[J]. 电子测量技术,2021,44(16):45-49.
- [6] 王坤,黄勃,曾国辉,李晓斌. 基于改进 RRT-Connect 的快速路径规划算法[J]. 武汉大学学报(理学版),2019,65(3):283-289.
- [7] 黄壹凡,胡立坤,薛文超. 基于改进 RRT-Connect 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程,2021,47(8):22-28.
- [8] Wang C, Meng Q H. Variant step size RRT: An efficient path planner for UAV in complex environments [C]. IEEE International Conference on Real-time Computing & Robotics. IEEE,2016:555-560.
- [9] Karan S, Frazzoli E. Sampling-based Algorithms for Optimal Motion Planning [J]. The International Journal of Robotics Research,2011,30(7):846-894.
- [10] 李金良,舒翰儒,刘德建,徐磊. 基于改进 RRT 路径规划算法[J]. 组合机床与自动化加工技术,2021,(2):22-24,29.
- [11] Zhang H J, Wang Y K, Zheng J, et al. Path Planning of Industrial Robot Based on Improved RRT Algorithm in Complex Environments[J]. IEEE Access,2018,6.
- [12] 陈满意,张桥,张弓,等. 多障碍环境下机械臂避障路径规划[J]. 计算机集成制造系统,2021,27(4):990-998.

[作者简介]



徐 巧(1974-),女(汉族),湖北省赤壁市人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究领域为纺织机电一体化和磁力驱动。

杨 涛(1996-),男(汉族),江苏省连云港市人,硕士研究生,主要研究领域为纺织机电一体化和磁力驱动。

梅顺齐(1966-),男(汉族),湖北省黄冈市人,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为纺织装备数字化。

潘 松(1981-),男(汉族),湖北省宜都市人,高级工程师,主要研究领域为纺织机电一体化。

Proceedings of 2017 the 3rd IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), 2017: 643-646.

- [11] 郑明,卓慕瑰. 四点三线遗传算法求解旅行商问题[J]. 计算机工程与应用,2017,53(14):148-154.

[作者简介]



黄 涛(1997-),男(汉族),河北省邢台市,硕士研究生,主要研究领域为图像识别。

邓 斌(1963-),男(汉族),四川省成都市,博士生导师,主要研究领域为机器人。

何 栋(1996-),男(汉族),四川省资阳市,硕士研究生,主要研究领域为机器人。

许冠麟(1996-),男(汉族),广东省阳江市,硕士研究生,主要研究领域图像识别。