

## 基于改进人工蜂群算法的无人机的航迹规划

于霜<sup>1,2</sup>, 丁力<sup>1</sup>, 吴洪涛<sup>1</sup>

(1.南京航空航天大学,南京 210016; 2.苏州工业职业技术学院,江苏 苏州 215104)

**摘要:**针对无人机飞行任务规划系统中的航迹规划问题,提出了一种改进的人工蜂群算法,将其应用于无人机的航迹规划。该算法将航迹规划问题转换成函数优化问题,以蜂群为搜索单位,通过群体之间的信息交流与优胜劣汰机制,使蜂群向更优方向进化。在雇佣蜂搜索阶段采用自适应搜索策略来加快算法收敛速度;在跟随蜂搜索阶段引入一种新的概率选择方式来保证种群的多样性;在侦察蜂搜索阶段利用混沌搜索算子提高算法的全局搜索能力。通过标准函数测试与航迹规划仿真对改进后的算法进行验证,结果表明,改进后的算法提高了全局收敛能力,在收敛速度和精度上优于传统的人工蜂群算法,可有效解决无人机的航迹规划问题。

**关键词:** 无人机; 航迹规划; 人工蜂群算法; 改进算子; 自适应搜索

**中图分类号:** TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2017)01-0019-05

## Path Planning for UAVs Based on Improved Artificial Bee Colony Algorithm

YU Shuang<sup>1,2</sup>, DING Li<sup>1</sup>, WU Hong-tao<sup>1</sup>

(1. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;

2. Suzhou Institute of Industrial Technology, Suzhou 215104, China)

**Abstract:** Aiming at the path planning for the Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) in flight mission, a novel improved Artificial Bee Colony (ABC) algorithm is presented and used in flight mission. The path planning problem is transformed into function optimization based on this algorithm. The algorithm can evolve toward a better direction with the information exchanges among the colony and mechanism for the survival of the fittest. In the stage of employed bee search, an adaptive search strategy is adopted to increase the speed of convergence. In the stage of following bee search, a new probability of selection strategy is introduced to keep the diversity of the population. And in the stage of scout bee search, the chaotic search operator is used to improve the ability of global search. Through the standard function tests and simulation of path planning, the superiority of the improved algorithm is proved. All the results show that the proposed algorithm can improve the global optimizing ability, has great advantages on convergence speed and robustness over the traditional ABC algorithm, and is fit for UAV path planning.

**Key words:** UAV; path planning; artificial bee colony algorithm; improved operator; adaptive search

### 0 引言

随着航空科学技术的不断发展,无人机已成为航空领域中重要的发展方向之一。无人机被广泛应用于民用与军用,如地形勘探、灾情监视、环境监测、森林防火、高压线巡航、大桥检查等<sup>[1-2]</sup>。然而,由于无人机

航程有限,为了提高其工作效率、延长其使用寿命,需对其进行航迹规划研究。

无人机的航迹规划问题是个多约束条件的组合优化问题,且各约束条件间存在着耦合。目前,很多人工智能算法已经被用来解决航迹规划问题,如A\*算法、粒子群算法、遗传算法、蚁群算法等<sup>[3-6]</sup>,但是上述这些算法也普遍存在着一些缺点,容易陷入局部最优值和进化停滞。因此,在研究中会根据实际问题来改进算法,如文献[7]提出了一种改进的A\*算法,有效地修剪了搜索空间中的无效节点,缩短了搜索时间;文献

收稿日期:2016-01-04 修回日期:2016-10-13

基金项目:江苏省科技支撑计划(BE20130031-1)

作者简介:于霜(1981—),女,山东烟台人,博士,讲师,研究方向为复杂系统的智能控制。

[8]通过引入自适应算子改进粒子群算法,克服了无人机航迹规划中易陷入局部最优的问题。

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)是模拟蜂群采蜜的基于群智能的演化技术。与其他智能算法相比<sup>[9]</sup>, ABC算法能够在一次迭代中完成局部搜索与全局搜索,效率大大提高。另外, ABC算法具有设定参数少、计算方便、迭代速度快、需要调整参数少等优势<sup>[10]</sup>。但是,和其他智能算法相似,传统 ABC算法也容易遇到前期收敛过快、后期收敛速度降低、陷入局部最优值的问题。

针对传统 ABC算法常见的缺陷,本文采用自适应搜索机制、新颖的概率选择方式和混沌搜索策略来改进算法,得到一种改进的 ABC算法(Improved Artificial Bee Colony Algorithm, IABC)。同时,给出了无人机规划空间模型与威胁代价模型,并制定了衡量航迹优劣的指标函数。最后,通过仿真算例对 IABC算法的优越性进行了验证。

## 1 航迹规划问题描述

### 1.1 规划空间建模

无人机航迹规划是指在已探知静态障碍物的飞行区间内,寻找安全到达作战目的的最佳飞行路径,降低无人机执行任务时的坠毁率,提高其作战效率<sup>[11]</sup>。

如图 1 所示,在笛卡尔坐标系  $OXY$  内,无人机的起始点为  $S$ ,目标点为  $T$ ,  $S$  与  $T$  之间存在已知障碍物。需在  $S$  与  $T$  之间规划出一条航程短且安全可飞的航迹。为了提高航迹规划的效率,将  $S$  作为原点,  $ST$  作为新的  $x$  轴,做垂直于  $ST$  的直线为  $y$  轴,并得到新的坐标系  $oxy$ ,新旧坐标转换算式为

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left( \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} \right) \quad (1)$$

$$\theta = \arcsin \frac{y_T - y_S}{|ST|} \quad (2)$$

式中,  $\theta$  为两坐标系间的旋转角度。

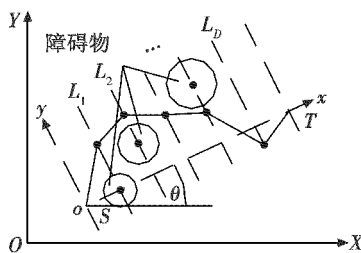


图 1 规划空间的模型

Fig. 1 Planning space model

将  $x$  轴  $D$  等分,节点横坐标为  $x(d) = \frac{|ST|}{D+1} \cdot d, d = 1, 2, \dots, D$ 。过每个节点做  $ST$  的垂线,记作  $L_1, L_2, \dots,$

$L_D$ 。故从起始点  $S$  到终点  $T$  的路径为  $\{S, L_1(x(1), y(1)), \dots, L_D(x(D), y(D)), T\}$ , 这样就把无人机的航迹规划问题转换为一个  $D$  维函数优化问题,变量范围为  $\{y(1), y(2), \dots, y(D)\}$ 。

### 1.2 航迹代价评价指标函数

无人机的航迹代价指标一般包括最小威胁代价  $\min J_t$  和最小油耗代价  $\min J_f$ , 即

$$\min J_t = \int_0^L \omega_t dl \quad (3)$$

$$\min J_f = \int_0^L \omega_f dl \quad (4)$$

无人机的总航迹代价为

$$\min J = k \min J_t + (1 - k) \min J_f \quad (5)$$

式中:  $\omega_t, \omega_f$  分别为路径上各点的障碍物威胁代价和油耗代价;  $L$  为整条路径的长度;  $k \in (0, 1)$  表示权重因子,  $k$  越接近 1, 则航迹规划任务越看中无人机飞行的安全性, 反之, 则航迹规划任务越看中飞行的快速性。

如图 2 所示<sup>[12]</sup>, 为了方便计算  $\omega_t$ , 把相邻两个航迹之间的距离平均分成 10 段, 分别取其中的 1/10, 3/10, 5/10, 7/10 分点来计算这段子航迹的安全代价, 若障碍物中心到该边的距离没有超出威胁半径, 则其安全代价为

$$\omega_{t, L_i, L_{i+1}} = \frac{L_{i, i+1}}{5} \cdot \sum_{k=1}^{N_i} t_k \cdot \left( \frac{1}{d_{0.1, k}^2} + \frac{1}{d_{0.3, k}^2} + \frac{1}{d_{0.5, k}^2} + \frac{1}{d_{0.7, k}^2} + \frac{1}{d_{0.9, k}^2} \right) \quad (6)$$

式中:  $N_i$  为障碍物的数量;  $L_{i, i+1}$  为连接航迹点  $L_i$  和  $L_{i+1}$  的长度;  $t_k$  表示障碍物的威胁等级;  $d_{0.1, k}$  表示  $L_{i, i+1}$  边上的 1/10 分点到距离第  $k$  个威胁中心的距离。

另外, 假设无人机全程的油耗与航迹有关, 即简单认为  $\omega_{f, L_i, L_{i+1}} = L_{i, i+1}$ , 那么, 整个航程中的油耗  $\min J_f$  就相当于航迹总长  $L$ 。

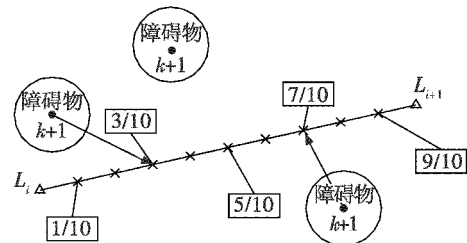


图 2 威胁代价模型

Fig. 2 Threat cost model

## 2 IABC 算法

### 2.1 算法描述

ABC算法是一种模拟蜜蜂群协同采蜜的智能算法,它主要由食物源、雇佣蜂与待工蜂3部分构成,其中,待工蜂又可分为跟随蜂与侦察蜂<sup>[13]</sup>。IABC算法

将无人机航迹规划中的每个航迹点看成是一个食物源,用收益度来评价食物源质量的好坏,最优航迹即最优的食物源集合。IABC 算法的具体步骤如下。

1) 初始时, IABC 算法随机产生  $x_{ij} (i=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,D)$  组解, 即食物源。其中,  $N$  表示整个蜜蜂群的数目,  $D$  为食物源的个数。食物源为

$$x_{ij} = x_{ij}^l + \text{rand}(0,1) \cdot (x_{ij}^u - x_{ij}^l) \quad (7)$$

式中,  $x_{ij}^l$  和  $x_{ij}^u$  分别为  $x_{ij}$  取值的下限和上限。

2) 食物源的收益度为

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1+|f_i|} & f_i \geq 0 \\ 1 + \text{abs}(f_i) & f_i < 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $f_i$  为航迹评价指标函数的解;  $fit_i$  为与之对应的收益度。对于每个食物源的收益度, 按照收益度大小排名, 保留前  $N/2$  (雇佣蜂的数量) 的食物源。

3) 在第  $T$  次迭代中, 对于其中某一个目标食物源  $x_{ij}^T$ , 雇佣蜂在其附近搜索新的食物源  $r \in [1,2,\dots,N/2] (r \neq i)$ , 并获得新食物源  $v_{ij}$ 。一般在雇佣蜂搜索阶段, 过分开采食物源会导致算法的收敛速度降低。因此, 本文提出一个自适应搜索策略来提高算法的收敛速度, 即

$$v_{ij} = x_{ij}^T + \omega \cdot \Phi_{ij} (x_{ij}^T - x_{ij}^T) \quad (9)$$

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / T_{\min} \cdot T \quad (10)$$

式中,  $\Phi_{ij} \in [-1,1]$ 。对新食物源  $v_{ij}$  与目标食物源  $x_{ij}^T$  要进行择优选择, 以保证算法不断向全局最优进化。择优算式为

$$x_{ij}^{T+1} = \begin{cases} v_{ij} & fit(v_{ij}) > fit(x_{ij}^T) \\ x_{ij}^T & fit(v_{ij}) \leq fit(x_{ij}^T) \end{cases} \quad (11)$$

4) 跟随蜂选择对应收敛度高的雇佣蜂进行跟随搜索, 经过多次迭代后, 当前较差的解容易被淘汰, 但它们同样拥有有用信息。所以, 本文采用一种新颖的概率选择策略, 使得当前较差的解也具有较大的被选择概率, 即

$$p_i = \frac{1/f_{it_i}}{\sum_{i=1}^{N/2} (1/f_{it_i})} \quad (12)$$

式中,  $p_i$  为被选择概率。

5) 当跟随蜂的搜索次数大于设定阈值  $L_{\text{limit}}$  时, 倘若仍未搜索到当前最优解, 则当前食物源  $x_{ij}$  被放弃, 相应地, 雇佣蜂变成侦察蜂, 重新搜索其他食物源。本文采用混沌算子实现侦察蜂的初始化过程。混沌算子具有稳定性、定向随机性与遍历性<sup>[14]</sup>, 可在局部最优解周围产生很多领域解, 然后通过载波方式把混沌变量  $y_{nj}$  放大到待搜索的食物源  $x_{ij}$  上, 侦察蜂的搜索范围则变成了以食物源  $x_{ij}$  为中心、 $R_{ij}$  为半径的圆内。具体算式为

$$y_{(n+1)j} = 4y_{nj}(1 - y_{nj}) \quad (13)$$

$$\tilde{y}_{nj} = x_{ij} + R_{ij}(2y_{nj} - 1) \quad (14)$$

式中:  $n \in [0, T_{\max}]$ ;  $j \in [1, D]$ ;  $0 \leq y_{nj} \leq 1$  且  $y_{nj} \notin \{0.25, 0.5, 0.75\}$ 。

6) 迭代出当前最优解, 并记录之。然后返回到 3), 使种群进化到下一代并反复循环搜索, 直至  $T = T_{\max}$ 。

### 2.2 算法的基本流程

采用 IABC 算法对无人机进行航迹规划的流程如图 3 所示。

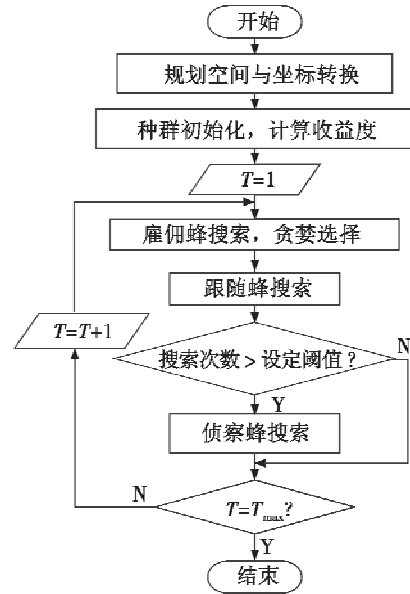


图 3 IABC 算法流程

Fig. 3 The procedure of IABC algorithm

### 3 性能验证

为了检测 IABC 算法的寻优性能, 选取 *Sphere*, *Griewank* 和 *Rosenbrock* 这 3 个标准复合高维多模函数<sup>[15]</sup> 对 IABC 算法进行测试, 并与 ABC 算法进行比较。设置两种算法的参数  $N$  分别为 10, 20, 30,  $D$  分别为 10, 20,  $L_{\text{limit}} = 50$ ,  $T_{\max} = 1000$ 。

从表 1 可以看出, 随着种群规模的增加, IABC 算法的寻优精度要优于 ABC 算法。这表明 IABC 算法能够保留种群的多样性和获得更多的搜索信息, 具有更强的全局寻优能力。

表 1 函数测试结果对比

Table 1 Comparison of the result of function tests

函数	算法	种群规模		
		10	20	30
<i>Sphere</i>	ABC	1.85E-8	5.52E-9	1.61E-9
	IABC	0.20E-8	4.45E-9	1.11E-9
<i>Griewank</i>	ABC	2.1E-3	5.42E-5	3.24E-5
	IABC	3.9E-7	1.3E-7	1.9E-7
<i>Rosenbrock</i>	ABC	4.62	0.35	0.07
	IABC	1.88	0.02	0.01

对于3种函数的给定目标值的寻优,将2种算法各运行30次,检测它们达到目标值的平均迭代次数。以维数20为例,IABC算法的收敛速度都要快于ABC算法,如表2所示。

表2 平均迭代次数比较

Table 2 Comparison of the average convergence rate

函数	目标值	维数 $D$	ABC 算法	IABC 算法
<i>Sphere</i>	0.01	20	763	431
<i>Griewank</i>	0.1	20	599	408
<i>Rosenbrock</i>	100	20	925	577

### 4 航迹规划结果分析

设定无人机战场空间为  $120\text{ km} \times 120\text{ km}$  的二维平面,起始点为  $(10\text{ km}, 10\text{ km})$ ,目标点为  $(100\text{ km}, 75\text{ km})$ ,已知的飞行区域环境如表3所示。仿真软件的运行环境为 Windows7,使用 Matlab 2012b 进行仿真分析。

表3 无人机战场环境设置

Table 3 Environmental parameters of UAV

序号	障碍物中心/km	障碍物半径/km	序号	障碍物中心/km	障碍物半径/km
1	(30,40)	7	5	(50,85)	10
2	(42,45)	10	6	(80,90)	11
3	(63,34)	14	7	(36,70)	10
4	(80,50)	10			

设置 ABC 和 IABC 两种算法的初始值为:  $s = 20$ ,  $L_{\text{Limit}} = 20$ ,  $k = 0.5$ ,  $T_{\text{max}} = 300$ 。这里需指出,  $L_{\text{Limit}}$  设置为维数  $D$  与雇佣蜂数量  $N/2$  的乘积能取得较好的结果<sup>[16]</sup>。分别取  $D$  为 10, 20, 30, 并对无人机进行航迹规划仿真,仿真结果如图4~图6所示。

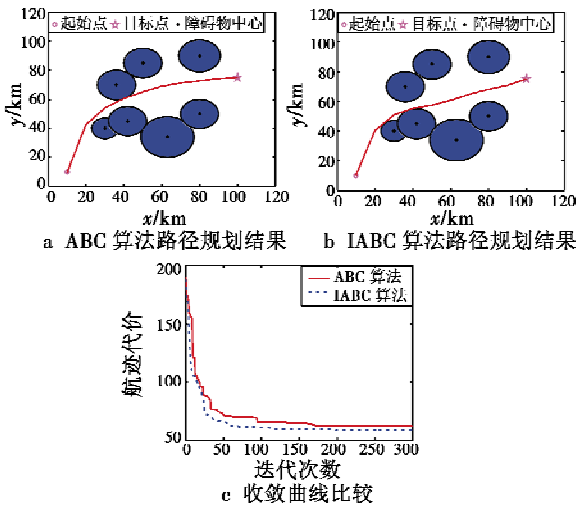


图4  $D=10$ 时,两种算法路径规划结果及收敛曲线比较  
Fig. 4 The route planning results and convergence curves of the two algorithms when  $D=10$

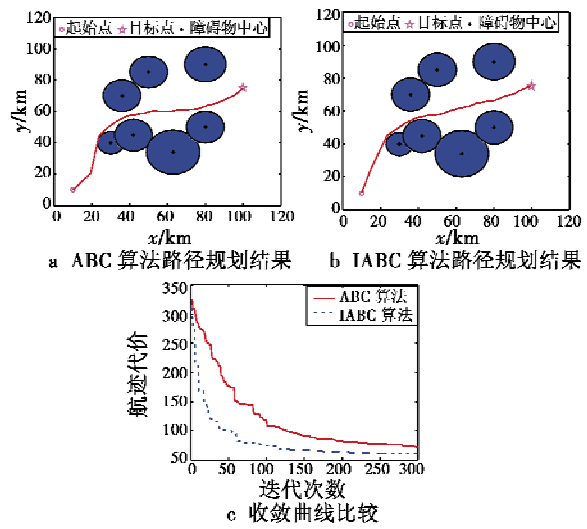


图5  $D=20$ 时,两种算法路径规划结果及收敛曲线比较  
Fig. 5 The route planning results and convergence curves of the two algorithms when  $D=20$

从图4可以看出,当  $D=10$  时,IABC算法找到的航迹要优于ABC算法,ABC算法在开始时便陷入了局部最优。另外,从图5a、图5b和图6a、图6b可以看出,随着维数  $D$  的增加,IABC算法的航迹寻优能力依旧好于ABC算法,这说明了改进后的ABC算法能够跳出局部最优束缚,具有更强的鲁棒性。

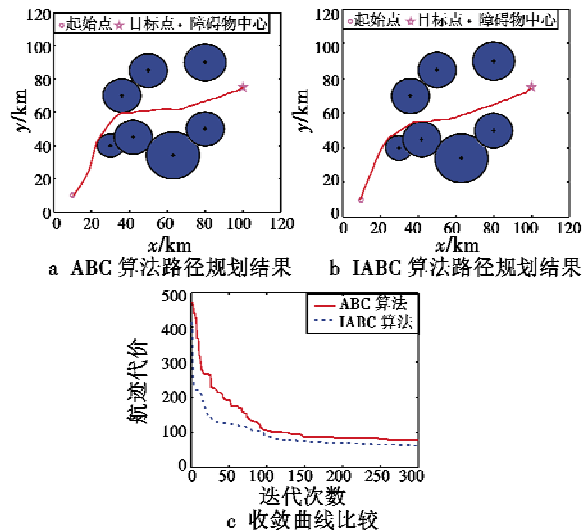


图6  $D=30$ 时,两种算法路径规划结果及收敛曲线比较  
Fig. 6 The route planning results and convergence curves of the two algorithms when  $D=30$

为了进一步验证 IABC 算法的优越性,表4给出了两种算法进行航迹规划所需的航迹代价值。以  $D=20$  为例,可以看出,IABC算法所需的航迹代价值为 62.0784,而ABC算法所需的为 68.2741,前者比后者的规划效率提高了 9.07%,这说明了本文所提算法开采已知信息的能力更强。

表 4 航迹代价  
Table 4 Path cost

维数 $D$	ABC 算法	IABC 算法
10	59.2330	57.1218
20	68.2741	62.0784
30	82.1109	73.9772

## 5 结论

针对如何解决无人机航迹规划问题,本文提出了一种改进的人工蜂群算法(IABC)。在该算法中,通过自适应搜索机制提高 ABC 算法的收敛速度,采用新颖的概率选择方式来增加算法种群的多样性和使用混沌搜索策略来提高算法的鲁棒性及避免陷入局部最优。函数测试证明了 IABC 算法在处理多维函数优化方面的优越性;航迹规划仿真证明了 IABC 算法在处理无人机航迹规划问题上比传统的 ABC 算法更好,能够为无人机规划出一条可飞且较优的飞行路径。今后将考虑把此 IABC 算法应用于无人机的三维航迹规划问题。

## 参考文献

- [1] SAHINGOZ O K. Generation of Bezier curve-based flyable trajectories for multi-UAV systems with parallel genetic algorithm[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2014, 74(1/2):499-511.
- [2] MICHAEL N, MELLINGER D, LINDSEY Q, et al. The grasp multiple micro-UAV testbed[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2010, 17(3):56-65.
- [3] LI J, SUN X X. A route planning's method for unmanned aerial vehicles based on improved A-star algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2008, 7:788-792.
- [4] FOO J L, KNUTZON J, KALIVARAPU V, et al. Path planning of unmanned aerial vehicles using B-splines and particle swarm optimization[J]. Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication, 2009, 6(4):271-290.
- [5] ALLAIRE F C J, TARBOUCHI M, LABONTÉ G, et al. FPGA implementation of genetic algorithm for UAV real-time path planning[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2009, 54(1/2/3):495-510.
- [6] 柳长安,李为吉,王和平.基于蚁群算法的无人机航路规划[J].空军工程大学学报:自然科学版,2004,5(2):9-12.
- [7] SZCZERBA R J, GALKOWSKI P, GLICKTEIN I S, et al. Robust algorithm for real-time route planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3):869-878.
- [8] ZHANG Y D, WU L N, WANG S H. UCAV path planning by fitness-scaling adaptive chaotic particle swarm optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 12(2):23-29.
- [9] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of Artificial Bee Colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1):687-697.
- [10] 罗钧,李研.具有混沌搜索策略的蜂群优化算法[J].控制与决策,2010,25(12):1913-1916.
- [11] 马云红,周德云.一种无人机路径规划的混沌遗传算法[J].西北工业大学学报,2006,24(4):468-471.
- [12] XU C F, DUAN H B, LIU F. Chaotic artificial bee colony approach to Uninhabited Combat Air Vehicle (UCAV) path planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2010, 14(8):535-541.
- [13] DING L, WU H T, YAO Y. Chaotic artificial bee colony algorithm for system identification of a small-scale unmanned helicopter[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2015(1956):1-11.
- [14] ALATAS B. Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(8):5682-5687.
- [15] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3):459-471.
- [16] DEB K, THIELE L, LAUMANN M, et al. Scalable test problems for evolutionary multi-objective optimization [M]. London:Springer, 2005.

欢迎投稿 网址: <http://www.dgykz.com>