

基于云模型蜂群算法的无人机航迹规划

李仁兴¹ 丁力²

(江苏理工学院材料工程学院 常州 213000)¹ (南京航空航天大学机电学院 南京 210016)²

摘要 针对无人机(UAV)在复杂战场环境下的生存问题,提出了一种基于云模型的人工蜂群算法的航迹规划。在算法中引入一维正态云模型,利用云模型随机性和稳定性的特点来提高传统人工蜂群算法(ABC)的鲁棒性并避免陷入局部最优,同时引入一个新的概率选择策略来保证种群的多样性。采用改进算法来处理 UAV 的航迹规划问题时,首先将航迹规划问题通过建模转换成一个多维函数优化问题,然后结合云模型和 ABC 算法的优势,最后用 UAV 航迹规划任务对新算法进行测试。仿真实验验证了改进算法在解决 UAV 航迹规划上的可行性和优越性。

关键词 无人机(UAV),航迹规划,人工蜂群算法(ABC),云模型

中图分类号 TV249.121 **文献标识码** A

Path Planning for Unmanned Air Vehicles Using Improved Artificial Bee Colony Algorithm

LI Ren-xing¹ DING Li²

(School of Materials Science and Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou 213000, China)¹

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)²

Abstract Aiming at the survival problem of unmanned air vehicles(UAV) in the complex combat field, a novel algorithm—artificial bee colony(ABC) algorithm based on cloud model was proposed. Considering the stochastic and the stability of the cloud model, we used the one-dimension normal cloud model to improve the robustness of the ABC algorithm and avoid the local optima. In order to maintain diversity, a new selection strategy was introduced. When the proposed ABC algorithm is applied to solve the above problem, firstly, the UAV path planning problem is transformed into a multi-dimensional optimization problem through environmental modeling. Then the advantages of the ABC algorithm and cloud model are combined. Lastly, the proposed algorithm is tested through the path planning task. The experimental results show that the improved algorithm is feasible and superior in solving UAV path planning.

Keywords Unmanned air vehicles(UAV), Path planning, Artificial bee colony(ABC) algorithm, Cloud model

1 引言

随着科技发展和社会进步,UAV 运用的领域和范围越来越广,执行的任务也更加复杂和多样化。航迹规划是实现其自主飞行的关键因素^[1]。UAV 航迹规划是指在综合考虑无人机到达时间、油耗、威胁以及飞行区域等因素的前提下,为无人机规划出一条最优或者次优的飞行航迹,以保证圆满地完成飞行任务,并安全地返回基地。

航迹规划问题是个多约束条件的组合优化问题,且各约束条件之间存在耦合。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、遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、蚁群算法(ACO)、人工蜂群算法(ABC)等^[2-6],但是这些算法也普遍存在着一些缺陷,即容易停滞和陷入局部最优值。因此,在实际研究中一般会根据实际问题来改进算法,如 Szczerba 等^[7]提出了一种改进的 A* 算法,其有效地修剪了搜索空间中的无效节点,缩短了搜索时间;朱学峰等^[8]为了加快 GA 算法的收敛速度,提出了一种留优 GA 算法;胡跃明等^[9]

利用 GA 算法的全局搜索能力来弥补 ACO 算法容易陷入局部最优的缺点,提高了 ACO 算法的求解效率。

为了改善传统 ABC 算法的缺陷,提高其局部搜索能力,本文考虑到云模型^[10]具有随机性和稳定性的特点以及 ABC 算法能够在每一次迭代时同时完成全局搜索和局部搜索的优势^[11],提出了一种基于云模型的人工蜂群算法。改进后的算法利用一维正态云模型调整了局部搜索的范围。另外,采用一种新的概率选择策略来避免算法陷入“早熟”。最后将改进后的算法与其他算法进行了比较,也在 UAV 航迹规划中加以应用,并进行了仿真实验。

2 人工蜂群算法

ABC 算法的具体步骤如下:

Step 1(食物源初始化) 算法随机产生 $x_{ij} (i=1, 2, \dots, SN, j=1, 2, \dots, D)$ 个解,即食物源。SN 表示雇佣蜂和跟随蜂的总和,D 为解向量的维数。初始食物源由式(1)随机产生:

本文受江苏省科技支撑计划重点项目(BE2013010-2)资助。

李仁兴(1965—),男,硕士,副教授,主要研究方向为无人直升机建模与控制、智能算法,E-mail:1723777161@qq.com;丁力(1989—),男,博士生,主要研究方向为无人直升机建模与控制、智能算法。

$$x_{ij} = x_{ij}^L + \text{rand}(0,1) * (x_{ij}^U - x_{ij}^L) \quad (1)$$

其中, x_{ij}^L 和 x_{ij}^U 分别是 x_{ij} 取值的下限和上限。

Step 2(计算食物源收益度) 收益度由式(2)决定。保留收益度较高的一半解, 并与雇佣蜂一一对应。

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1+|f_i|}, & f_i \geq 0 \\ 1+abs(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中 f_i 是对应目标函数的解, 而 fit_i 是相应的收益度。

Step 3(雇佣蜂搜索) 对应于当前第 $iter$ 代雇佣蜂种群中的一个目标食物源 x_{ij}^{iter} , 随机选择食物源 $r \in [1, 2, \dots, SN/2]$ ($r \neq i$) 逐维进行搜索, 产生新的食物源 v_{ij} , 具体如式(3)所示。

$$v_{ij} = x_{ij}^{iter} + \Phi_{ij} (x_{ij}^{iter} - x_{rj}^{iter}) \quad (3)$$

其中, Φ_{ij} 是-1到1的随机变量。然后对新产生的食物源 v_{ij} 和目标食物源 x_{ij}^{iter} 通过式(4)进行收益度比较, 择优保留食物源, 以便保证算法不断向全局最优进化。

$$x_{ij}^{iter+1} = \begin{cases} v_{ij}, & fit(v_{ij}) > fit(x_{ij}^{iter}) \\ x_{ij}^{iter}, & fit(v_{ij}) \leq fit(x_{ij}^{iter}) \end{cases} \quad (4)$$

Step 4(跟随蜂搜索) 跟随蜂根据式(5)按照轮盘赌的选择方式按一定概率 p_i 选择已寻找到较优食物源的雇佣蜂进行跟随, 然后根据式(3)在其邻域内搜索新的食物源, 并根据式(4)择优保留较优食物源。

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^{SN/2} fit_i} \quad (5)$$

Step 5(侦察蜂搜索) 当搜索次数 $trial$ 大于某个阈值 $Limit$ 时, 如果存在且不是当前最优解, 则食物源 x_{ij} 就会被放弃, 相应的雇佣蜂也会变成侦察蜂, 根据式(3)去寻找新的食物源。

Step 6 求解出当前最优解, 并记录。然后返回到 Step 3, 使种群进化到下一代并反复循环, 直到 $iter = itermax$ 。

3 UAV 航迹规划建模

3.1 规划空间的建模

UAV 航迹规划问题是在完全已知的威胁区域之间寻找一条从给定起始点到目标点的满足优化指标的安全航迹。

UAV 战场模型一般由多个航迹点与圆形障碍物组成^[13]。如图1所示, 在笛卡尔坐标系 OXY 内, UAV 的起始点为 S , 目标点为 T , S 与 T 之间有一些威胁区域, 需在 S 与 T 之间寻找一条既短又能避开威胁区域的航迹。为了提高计算效率, 现以 S 点为原点, ST 作为新的 x 轴, 垂直于 ST 的直线为 y 轴, 建立新的坐标系 oxy , o 与 S 重合, 坐标转换公式如式(6)、(7)所示, θ 为坐标系的旋转角度, (X_0, Y_0) 为坐标系 OXY 中的点。

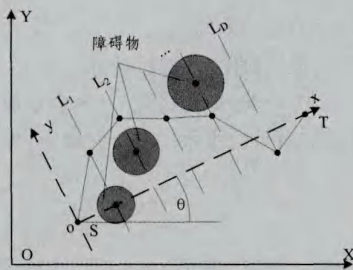


图1 UAV 战场模型

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}^{-1} \cdot \left(\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} X_0 \\ Y_0 \end{bmatrix} \right) \quad (6)$$

$$\theta = \arcsin \frac{y_T - y_S}{|ST|} \quad (7)$$

将 x 轴 D 等分, 节点横坐标为 $x(d) = \frac{|ST|}{D+1} \cdot d, d=1, 2, \dots, D$ 。过每个节点作 ST 的垂线, 记作 L_1, L_2, \dots, L_D 。故从起始点 S 到终点 T 的路径可以表示为 $\{S, L_1(x(1), y(1)), \dots, L_D(x(D), y(D)), T\}$, 这样就把 UAV 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 $\{y(1), y(2), \dots, y(D)\}$ 。

3.2 评价指标

UAV 航迹规划的航迹代价评价指标主要包括最小安全代价指标 $\min J_t$ 和最小油耗代价指标 $\min J_f$, 见式(8)、式(9):

$$\min J_t = \int_0^L \omega_t dl \quad (8)$$

$$\min J_f = \int_0^L \omega_f dl \quad (9)$$

则 UAV 航迹的总代价指标为:

$$\min J = k \min J_t + (1-k) \min J_f \quad (10)$$

式中, ω_t, ω_f 分别表示路径上各点的障碍物威胁代价和飞行油耗代价; L 是整条路径的长度; $k \in (0, 1)$, 表示权重因子, k 越趋向 1, 表明航迹规划任务越重视飞行的安全性; 反之, 任务越重视飞行的快速性。

3.3 威胁代价的计算

为了更好地计算 ω_t , 如图 2 所示, 把每条边等分为 10 段, 取其中的 5 个分点来计算这条边所受到的威胁代价。若威胁区域中心到该边的距离小于威胁半径, 则按下列公式来计算它的威胁代价:

$$\omega_{t, L_i, i+1} = \frac{L_{i, i+1}}{5} \cdot \sum_{k=1}^{N_t} t_k \cdot \left(\frac{1}{d_{0,1,k}^m} + \frac{1}{d_{0,3,k}^m} + \frac{1}{d_{0,5,k}^m} + \frac{1}{d_{0,7,k}^m} + \frac{1}{d_{0,9,k}^m} \right) \quad (11)$$

式中, N_t 表示威胁源的数量; $L_{i, i+1}$ 表示连接节点 L_i 和 L_{i+1} 线段的长度; t_k 表示威胁区域的威胁等级; $d_{0,1,k}$ 表示 $L_{i, i+1}$ 边上的 1/10 分点距离第 k 威胁中心的距离。当威胁物为雷达时, $n=4$; 而当威胁物为高射炮时, $n=2$ ^[14]。

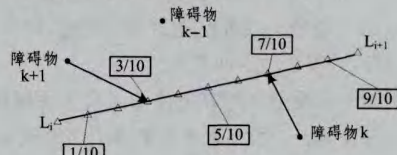


图2 威胁代价模型

另外, 由于 UAV 的油耗代价与路径有关, 因此可以简单地认为 $\omega_{f, L_i, i+1} = L_{i, i+1}$, 则整条路径中的最小油耗代价 $\min J_{fuel}$ 就相当于总路径的长度 L 。

4 改进的 ABC 算法

4.1 云模型

云模型是李德毅院士提出的表示某个定性概念与定量数值之间的不确定性转换模型^[15]。设 U 是一个普通集合表示的论域, C 是 U 上的定性概念, 若定量值 $x \in U$ 是定性概念 C

的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是有稳定倾向的随机数, 即 $U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow \mu(x)$, 则称 x 在论域 U 上的分布为云, 每一个 x 称为云滴。

云模型的数字特征用期望 Ex (Expected value)、熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper entropy) 3 个数值来表征^[16]。 Ex 表示云滴在论域空间上分布的期望, 是最能代表该定性概念的点, 即这个概念量化的最典型的样本; En 表示定性概念模糊度的度量, 反映了在论域中可被这个概念所接受的数值范围, 体现了定性概念亦此亦彼的裕度; He 表示熵的不确定度的量, 即熵的熵, 表示云滴的厚度。

4.2 一维正态云模型

定义 1 设 C 为正态分布的随机函数, 云滴 x 满足 $x \sim C(Ex, EN^2), EN^2 \sim C(En, He^2)$, 定性概念 C 的确定度为:

$$y = \exp(-(x - Ex)^2 / 2EN^2) \quad (12)$$

则 x 在论域 U 上的分布 $C(Ex, En, He)$ 为一维正态云模型^[17]。

在 Matlab 中用 Norm 函数来实现一维正态云模型的生成, 例如取 Ex 为 0.5, En 分别为 0.1, 0.2, He 分别为 0.05, 0.1, 做仿真计算, 分别输出 500 个云滴的云模型, 如图 3 所示。图中每个云滴可以理解为以 0.5 (期望) 为初始食物源, 以不同的熵和超熵得到的新食物源。可以看到 4 个云模型在覆盖范围和离散程度上的差异明显, 即熵越大, 新食物源搜索的范围越大, 超熵越大, 搜索范围内的新食物源越离散。

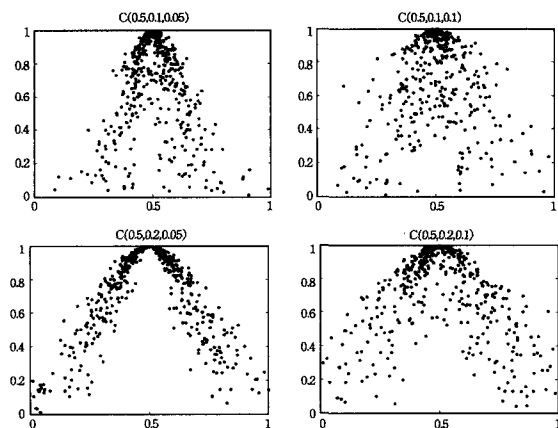


图 3 500 个云滴的一维正态云模型

4.3 改进的跟随蜂搜索策略

跟随蜂搜索新食物源时, 随机性较强且不够稳定, 当搜索迭代到一定次数以后易陷入局部最优解。基于云模型具有稳定倾向性和随机性的特性, 利用一维正态云模型对跟随蜂的搜索方式进行改进, 以增强算法的局部开采能力, 提高 ABC 算法的鲁棒性和收敛速度。设初始食物源的位置为 x_{ij} , 令:

$$Ex = x_{ij} \quad (13)$$

$$En = ex \quad (14)$$

$$He = En/10 \quad (15)$$

通过一维正态云模型 $C(Ex, En, He)$ 在初始食物源附近产生新的食物源 v_{ij} 。熵 En 的取值范围越大, 云滴的分布越广; 反之, 越窄。当搜索迭代到一定的次数时, 搜索到的食物源越来越接近最优解。为了提高求解的精度, 控制蜜蜂搜索的范围, 采用非线性递减控制策略来自适应调整 ex 的取值:

$$ex = -(x_{ij}^U - x_{ij}^L) (iter/itermax)^2 + x_{ij}^L \quad (16)$$

4.4 改进的跟随蜂的选择策略

传统的 ABC 算法采用式 (5) 按轮盘赌的选择策略, 选择的概率与收益度成正比例关系。故在规划 UAV 的航迹时, 算法易出现过早收敛、收敛到局部最优的现象。另外, 经过多次迭代循环后, 当前较差的解容易被剔除掉, 但是它同样包含着有用的信息。为了避免过早收敛并保证种群的多样性, 本文提出一种新的选择方式, 使得较差的解有较大的选择概率, 见式 (17):

$$p_i = \frac{1/fit_i}{\sum_{i=1}^{SN/2} (1/fit_i)} \quad (17)$$

4.5 改进算法的流程

基于云模型的人工蜂群算法 (CMABC) 的无人机航迹规划的流程如图 4 所示。

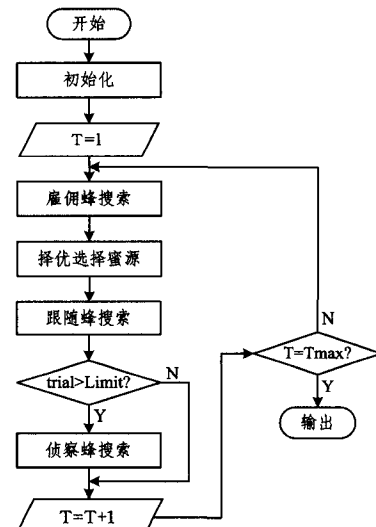


图 4 改进算法的流程

5 仿真实验

设定 UAV 的规划空间为 $120\text{km} \times 120\text{km}$ 的二维平面, 起始点为 (10, 30), 目标点为 (100, 80), 航迹规划的环境参数如表 1 所列, 其中威胁等级的范围规定为 1—5 个级别。软件仿真的运行环境为 Win 7, 使用 Matlab 2012b 进行仿真分析。

表 1 环境参数设置

序号	威胁物中心	威胁物半径	威胁类型	威胁等级
1	(25, 40)	7	雷达	5
2	(10, 60)	7	高射炮	3
3	(45, 50)	13	雷达	5
4	(60, 30)	14	高射炮	2
5	(60, 90)	10	高射炮	1
6	(30, 85)	12	雷达	2
7	(80, 60)	10	雷达	5

设置 ABC 算法和 CMABC 算法的初始参数: $SN = 20$, $k = 0.5$, $itermax = 200$ 。这里需要指出, $Limit$ 设置成维数与雇佣蜂数量的乘积可取得较好的结果^[19]。分别取 $D = 15$ 和 $D = 30$ 进行 UAV 航迹规划的仿真实验, 结果如图 5、图 6 所示。比较图 5(a)、5(b) 或者图 6(a)、6(b), 可以看出 ABC 算法求解的质量相对较差, 这表明该算法已经陷入了局部最优, 算法停滞; 而 CMABC 算法则不同, 能够得到较高的求解质量, 这说明改进后的算法在达到较高质量解之前没有停滞, 具有很强的跳出局部最优的能力。

由图 5(c)和图 6(c)可见,CMABC 算法达到最优解的迭代次数明显少于 ABC 算法。以 $D=15$ 为例,CMABC 算法在 60 代左右就开始了收敛,而 ABC 算法差不多在 95 代才开始收敛,新算法的收敛速度提高了 36.8%,体现了 CMABC 算法较强的搜索能力。另外,当 $D=15$ 时,用 CMABC 算法得到的航迹代价为 58.9763,而用 ABC 算法得到的航迹代价为 62.5244;当 $D=30$ 时,用 CMABC 算法得到的航迹代价为 61.4317,而用 ABC 算法得到的航迹代价为 74.8298,这表明 CMABC 算法能更好地为 UAV 找到最优航线。

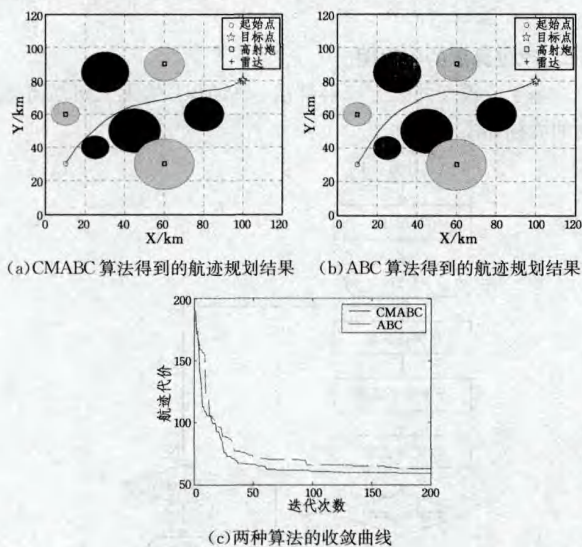


图 5 $D=15$ 时,两种算法效果的比较

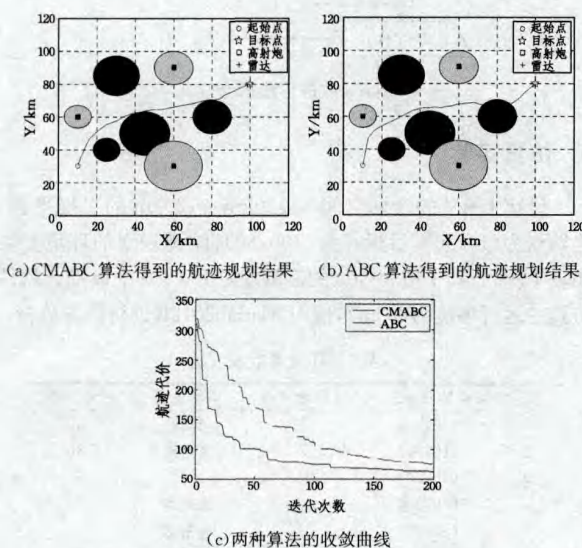


图 6 $D=30$ 时,两种算法效果的比较

结束语 本文提出了基于云模型的人工蜂群算法的 UAV 航迹规划方法,对 UAV 在复杂的战场环境下如何进行避障和航迹寻优进行了研究。该算法考虑到云模型的随机性和稳定性,利用一维正态云模型来改进跟随蜂的搜索方式,有效地避免了算法过早地陷入局部最优。另外,使用一个新的轮盘赌的选择策略,保证了种群的多样性。航迹规划实验表明,新算法能够有效地解决传统 ABC 算法局部收敛的问题,

且收敛速度大大提高,并能为 UAV 规划出一条可飞且较优的飞行航线。在今后的研究中,将把这种改进的人工蜂群算法应用到 UAV 的三维航迹规划问题上。

参考文献

- [1] 徐雷,裴海龙,刘馨,等.一种小型无人机地面控制站软件的开发[J].自动化与仪表,2009,24(6):40-43
- [2] Li J, Sun X. A Route Planning's Method for Unmanned Aerial Vehicles Based on Improved A-Star Algorithm [J]. Acta Armamentarii, 2008, 7: 788-792
- [3] Allaire F C J, Tarbouchi M, Labonté G, et al. FPGA implementation of genetic algorithm for UAV real-time path planning [M]// Unmanned Aircraft Systems. Springer Netherlands, 2009: 495-510
- [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] 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
- [6] 胡中华,赵敏.基于人工蜂群算法的无人机航迹规划研究[J].传感器与微系统,2010(3):35-38
- [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] 周文彬,朱学峰,陈华艳.基于留优遗传算法的倒立摆最优 LQR 控制[J].控制工程,2004,11(1):160-163
- [9] 陈铁梅,罗家祥,胡跃明.基于蚁群-遗传算法的贴片机喂料器分配优化研究[J].控制与决策,2011,26(6):929-932
- [10] 林小军,叶东毅.云变异人工蜂群算法[J].计算机应用,2012,32(9):2538-2541
- [11] Xu C, Duan H, 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
- [12] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Kayseri: Erciyes University, 2005
- [13] Besada-Portas E, De La Torre L, Moreno A, et al. On the performance comparison of multi-objective evolutionary UAV path planners [J]. Information Sciences, 2013, 238: 111-125
- [14] 胡中华.基于智能优化算法的无人机航迹规划若干关键技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2011
- [15] 李德毅,刘常显,杜鹤,等.不确定性人工智能[J].软件学报,2004,15(9):1583-1592
- [16] 张飞舟,李德毅.利用云模型实现智能控制倒立摆[J].控制理论与应用,2000,17(4):519-523
- [17] 刘明周,张玺,张铭鑫,等.基于损益云模型的制造车间重调度决策方法研究[J].控制与决策,2014,29(8):1458-1464
- [18] 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
- [19] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al. Scalable test problems for evolutionary multiobjective optimization [M]. Springer, London, 2005: 34-35