

引用格式:于鸿达,王从庆,贾峰,等.一种基于差分进化混合粒子群算法的多无人机航迹规划[J].电光与控制,2018,25(5):22-25,45. YU H D, WANG C Q, JIA F, et al. Path planning for multiple UAVs based on hybrid particle swarm optimization with differential evolution[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(5):22-25, 45.

一种基于差分进化混合粒子群算法的多无人机航迹规划

于鸿达, 王从庆, 贾峰, 刘阳
(南京航空航天大学,南京 211100)

摘要:针对多无人机的航迹规划问题,采用一种混合粒子群算法,将其应用于多无人机的航迹规划,并保证各个无人机所经路径的代价函数总和最小。对城市环境包括楼房建筑等障碍物以及雷达干扰等禁飞区域进行建模,通过建立多个航点并插入分割点的方法,然后使用带有差分进化操作以及自适应调整惯性权重策略的混合粒子群算法进行航迹规划,最后通过仿真实验验证了该算法的有效性。

关键词:多无人机; 航迹规划; 差分进化; 混合粒子群算法

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.05.005

Path Planning for Multiple UAVs Based on Hybrid Particle Swarm Optimization with Differential Evolution

YU Hong-da, WANG Cong-qing, JIA Feng, LIU Yang
(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: To solve the problem in path planning for multiple UAVs, a hybrid Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is adopted, and the sum total of the cost function of each UAV's path is guaranteed to a minimum. The city environment, including buildings and other obstacles and threatening areas with radar interference, is modeled. The method of setting up a number of waypoints and then inserting the split point is used. Then, the hybrid PSO algorithm with differential evolution operations and adaptive inertia weight strategies is used for path planning of multiple UAVs. Finally, the validity of the algorithm is verified by simulations.

Key words: multiple UAVs; path planning; differential evolution; hybrid particle swarm optimization

0 引言

多无人机航迹规划是无人机自主执行任务以及顺利完成任务的先决条件之一^[1]。因此无人机飞行前,一般会根据其飞行性能、任务和已经获得的威胁信息设计出多条离线飞行航迹^[2]。遗传算法^[3]、蚁群算法^[4]、人工蜂群算法^[5]以及粒子群算法^[6]等群体智能算法越来越多地应用于多无人机航迹规划问题。文献[7]运用 Voronoi 图的方法并采用协同策略实现了满足时间约束的多无人机航迹规划;文献[8]分别对两目标决策和三目标决策运用多目标优化算法得到了所需要的结果;文献[9]运用数学方法实现了满足多约

束的多无人机航迹规划;文献[10]将 NSGA-II 算法与 Nash Equilibrium 方法相结合实现无人机从起始位置到目标位置,再由目标位置到终止位置的航迹规划;文献[11]通过遗传算法得到了多无人机的航迹,并对其进行了平滑处理。

但是目前的多无人机航迹规划都存在一些问题:考虑目标单一、航迹规划约束分析不全面或是最后只生成了二维的航迹规划^[12]。所以本文为了解决多无人机航迹规划存在的问题,对航迹空间进行了建模以及对多无人机航迹规划进行了约束分析,同时在航迹规划空间设计和规划了多个航点,并对航点进行了分配,最后使用一种混合粒子群算法完成了多无人机三维航迹规划且进行了仿真验证。

1 地图环境建模

本文中,航迹规划的环境为城市环境,所以采用的地图模型划分为基准地形模型、楼房建筑等障碍区域

收稿日期:2017-06-09

修回日期:2018-01-10

基金项目:2014年江苏省科技支撑项目(SBE2014070836)

作者简介:于鸿达(1993—),男,吉林四平人,硕士,研究方向为智能控制及应用。

的建模以及威胁区域3个部分。

基准地形建模时,将飞行区域设为500 m × 500 m的直角坐标区域,并且生成随机地表来表达城市环境中的地形起伏。

楼房建筑等障碍区域的建模采用了圆柱形模型,圆柱形模型的数学描述为

$$L_i(x, y, z) = \begin{cases} \sum_i (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 = R_i^2 \\ z \in [0, Z_i] \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \geq \varepsilon$$

式中: $L_i(x, y, z)$ 表示第*i*座建筑; (x_i, y_i) 表示第*i*座建筑的中心坐标; R_i 表示第*i*座建筑的半径; Z_i 表示第*i*座建筑的高度; ε 表示建筑物之间的最小安全距离。

对于威胁区域,一般是指电磁干扰区域、禁飞区域以及一些军事探测区域等,本文采用了半球形模型来对威胁区域建模,其数学描述为

$$\begin{cases} W_i(x, y, z) = \sum_i (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + z^2 = r_i^2 \\ z \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $W_i(x, y, z)$ 表示第*i*个威胁区域; $(x_i, y_i, 0)$ 表示第*i*个威胁区域的中心; r_i 表示威胁区域半径。

用上述方法对航迹规划空间进行建模,结果如图1所示。

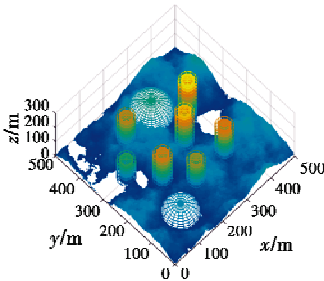


图1 航迹规划空间建模

Fig. 1 Modeling of path planning space

2 多无人机航迹规划约束分析及代价函数

2.1 子无人机约束分析

1) 子无人机到节点距离约束。在无人机飞行速度相同的情况下,无人机与目标航迹节点的距离可以近似替代为完成任务的时间代价。设距离因素对航迹节点分配的影响为 Φ_1^{ik} ,则其数学表达式为

$$\Phi_1^{ik} = \omega_1^{ik} * d_{P_i}^k / \sum_{k=1}^N d_{P_i}^k \quad (3)$$

式中: $k=1, 2, 3, \dots, N$,表示第*k*架无人机, N 为无人机的总数; $d_{P_i}^k$ 为无人机*k*到节点 P_i 的直线距离; $\omega_1^{ik} \in (0, 1)$,表示距离因素对于无人机*k*的节点*i*分配影响程度的权重值。

2) 剩余飞行时间约束。无人机在执行一次任务过程中,其剩余飞行时间也是评价无人机飞往航迹节点 P_i 的代价因素之一,可以用数学公式表示为

$$\Phi_2^{ik} = \omega_2^{ik} * (t_{k_{\max}} - t_{P_i}^k) / t_{k_{\max}} \quad (4)$$

式中: $t_{P_i}^k$ 为飞向节点 P_i 的无人机*k*的剩余飞行时间; $t_{k_{\max}}$ 为无人机*k*最大飞行时间; ω_2^{ik} 为无人机剩余飞行时间对航迹节点分配结果的影响程度, $\omega_2^{ik} \in (0, 1)$ 。

3) 飞行地形约束。地形约束可以是地理上的不可飞区域、未经允许的禁飞区域以及雷达等电磁干扰威胁区域。

对于楼房建筑类地形约束区域,地形约束可表示为

$$\Phi_3^{ik} = \omega_3^{ik} * e^{-(d_{P_i}^k)^2 / R_{P_i}^2} \quad (5)$$

式中: R_{P_i} 为第 P_i 个航点处楼房建筑的半径;权重 $\omega_3^{ik} \in (0, 1)$ 。可以看出,环境地形约束除了权重参数之外,无人机与搜索目标之间的距离 R_{P_i} 是决定地形约束函数的主要参考条件。

电磁干扰威胁区域约束可以表示为

$$\Phi_4^{ik} = \omega_4^{ik} * (D_{P_i}^k - D_{P_i}) / D_{P_i} \quad (6)$$

$$\text{s. t. } D_{P_i}^k < D_{P_{i_{\max}}}$$

式中: D_{P_i} 为第 P_i 个航点处电磁干扰威胁区域的半径;权重 $\omega_4^{ik} \in (0, 1)$; $D_{P_i}^k$ 为当前无人机距离电磁干扰约束中心的距离; $D_{P_{i_{\max}}}$ 为距离该电磁干扰中心的最大距离,即如果无人机距离该处地形约束中心较远,则忽略此处对无人机航点分配的影响。

2.2 多无人机约束分析

1) 无人机数量约束。多无人机航迹规划需要对多个无人机进行有效分配,实现无人机利用价值的最大化,选取合理的无人机派出数量,同时也不能超出最大无人机使用数量,即

$$N < N_{\max} \quad (7)$$

式中, N_{\max} 为可用无人机的最大数量。

2) 航迹节点间距约束。无人机执行任务的区域是在某一个确定的范围内,因此,当航迹节点间距过小时, $|d_i - d_j| < \varepsilon$,就会出现航迹节点冗余的情况,即两个相聚较近的航迹节点中有一个航迹节点是无效的,因此需要对航迹节点间距进行约束,即

$$D_{ij} \in [D_{\min}, D_{\max}] \quad (8)$$

式中, D_{ij} 为第*i*个节点和第*j*个节点的间距。

2.3 代价函数

本文中,航迹代价函数的确定是根据航迹节点距离、无人机剩余飞行时间、任务执行效率、环境地形等因素评价的,同时也考虑了多无人机间的约束关系,最终确定飞行航迹。

综上所述,可构造无人机*k*航迹节点分配后的代价函数为

$$\Phi_k = \sum_{i=1}^D (\Phi_1^{ik} + \Phi_2^{ik} + \Phi_3^{ik} + \Phi_4^{ik} + \Phi_{5_1}^{ik} + \Phi_{5_2}^{ik}) =$$

$$\sum_{i=1}^D \left[\omega_1^{ik} * \frac{d_{P_i}^k}{N} + \omega_2^{ik} * \frac{t_{kmax} - t_{P_i}^k}{t_{kmax}} + \omega_3^{ik} * e^{-(d_{P_i}^k)^2 / R_{P_i}^2} + \right.$$

$$\left. \omega_4^{ik} * \frac{D_{P_i}^k - D_{P_i}}{D_{P_i}} \right] \quad (9)$$

s. t. $N < N_{max}, D_{P_i}^k < D_{P_{imax}}, D_{P_i} \in [D_{min}, D_{max}]$

式中: D 为航迹节点总数; $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 分别为各个约束指标的权重。

3 航迹规划算法

3.1 航迹节点规划方法

设航迹节点总数为 B , 每一个航点代表需要搜索的目的地。多无人机的出发地点与搜索结束后无人机降落地点均相同, 分别称为起点 P_s 与终点 P_t 。除去起点与终点, 应有 $B-2$ 个航迹节点被 N 个无人机访问, 构造维数为 $B-3+N$ 的解空间, 其解序列可写为

$$P_i = (P_{i1}, P_{i2}, P_{i3}, \dots, P_{i(B-2)}, P_{i(B-1)}, \dots, P_{i(B-3+N)}) \quad (10)$$

式中, $P_{i1}, \dots, P_{i(B-2)}$ 代表不同的中间航迹节点编号, $P_{i(B-1)}, \dots, P_{i(B-3+N)}$ 为插入的分割点, 用于分割不同无人机将要走过的航迹节点序列。当产生一个可行解时, 分割点 $P_{i(B-1)}, \dots, P_{i(B-3+N)}$ 插入 $P_{i1}, \dots, P_{i(B-2)}$ 中, 所以由 $P_{i(B-1)}, \dots, P_{i(B-3+N)}$ 分割出来的 N 个序列代表了 N 个不同无人机所要飞行的路线, 通过变换分割点在序列中的不同位置与航迹节点序列的排序方式就可改变不同无人机所经过的航迹节点, 从而寻找最优路线, 简化了无人机群目标搜索规划问题的计算难度。其变换过程如图2所示。

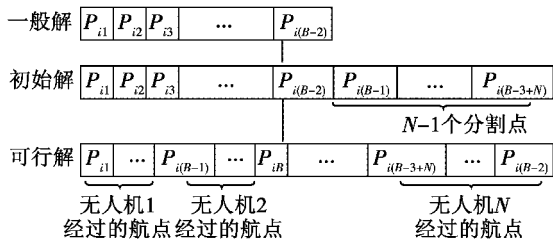


图2 分割点插入航迹节点示意图

Fig.2 Inserting of segmentation point into path nodes

3.2 粒子群算法

假设在 D 维空间中投放 N 个粒子, 第 i 个粒子的位置和速度分别为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 该粒子所经历的历史最优位置记作 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个种群所经历的最优位置记作 $G = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ 。

粒子根据下面的公式来更新其速度和位置, 即

$$V_i(t+1) = \omega \cdot V_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_i(t) - X_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G(t) - X_i(t)) \quad (11)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (12)$$

式中: ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速系数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; t 为当前迭代次数; 粒子速度设置限制阈值 V_{max} , 将粒子速度控制在 $[-V_{max}, V_{max}]$ 内。

针对 PSO 算法可能出现早熟现象的问题, 通过引入适应度方差来跟踪算法当前的状态。

粒子群适应度方差 σ^2 反映的是种群中全体粒子的离散程度, 可以表示为

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{f_i - \bar{f}}{f} \right)^2 \quad (13)$$

式中, \bar{f} 为平均适应度, f 为归一化因子, 用来限制 σ^2 的大小, 算式为

$$f = \begin{cases} \max |f_i - \bar{f}| & \max |f_i - \bar{f}| > 1 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

本文采取的早熟判断机制为: 如果群体适应度方差 $\sigma^2 < \sigma_r^2$, 则表明粒子群进入了早熟状态, 其中 σ_r^2 为群体适应度方差阈值。

3.3 差分进化操作

为了解决粒子早熟问题, 通过引入差分进化操作, 对早熟的粒子进行一系列操作来维持群体的多样性, 改善算法的全局搜索性能, 防止算法陷入局部最优。

对早熟的粒子进行变异操作, 即

$$u_i = x_{r1}(t) + F[x_{r2}(t) - x_{r3}(t)] \quad (15)$$

式中: t 为当前迭代次数; x_{r1}, x_{r2}, x_{r3} 分别为从粒子种群中选取的互不相同的 3 个个体; F 为缩放比例因子。

在交叉操作中, 新的种群 N_i 由随机矢量 U_i 和目标矢量 T_i 共同产生。

$$n_{i,j} = \begin{cases} u_{i,j} & \text{rand}(0, 1) \leq P_c \\ t_{i,j} & \text{rand}(0, 1) > P_c \end{cases} \quad (16)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, D$, D 为空间维数; $P_c \in [0, 1]$, 为交叉概率, $\text{rand}(0, 1)$ 为 0 到 1 之间的随机数。选择操作采用贪婪策略, 即

$$x_{i+1} = \begin{cases} u_i & \text{fitness}(u_i) \leq \text{fitness}(t_i) \\ t_i & \text{fitness}(u_i) > \text{fitness}(t_i) \end{cases} \quad (17)$$

式中, fitness 为适应度函数, 将差分进化操作完成后得到的粒子作为新的粒子, 完成了粒子的进化。

3.4 自适应调整策略

惯性权重 ω 的取值对算法的寻优性能有很大的影响。在迭代初期, 一般选用较大的惯性权重来加快算法全局搜索速度, 而在迭代后期则取较小的惯性权重来增强局部寻优能力, 通过这样的策略可以增强粒

子群算法全局搜索与局部最优搜索之间的协调性。所以在原算法的基础上增加自适应调节策略,即

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) * \exp\left[-\left(\frac{t_{\max} - t}{t_{\max}} * \lambda\right)^2\right] + \omega_{\min} \quad (18)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数; λ 为控制因子。由于式中含有负指数部分,在算法的迭代初期,迭代次数 t 值较小,惯性权重 ω 较大,粒子的速度和位置在整个遍历范围内更新;在迭代后期, t 值较大,惯性权重 ω 较小,粒子的速度和位置在小范围内更新,所以该调节策略增强了算法的全局搜索与局部搜索之间的协调性。

4 仿真实验与分析

通过建立不同航点间代价非对称的航点规划问题,与传统粒子群算法进行对比仿真,来验证上述算法的有效性。设定航点数目为 15,航点间间距代价为非对称,无人机个数为 3, $N=20, t_{\max}=500, \omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.4, \lambda=20, c_1=c_2=1.5, V_{\max}=10, F=0.97, P_c=0.27$ 。实验仿真是在同样实验条件下对同一个航迹规划问题进行 10 次仿真的平均统计,其代价函数收敛曲线见图 3。

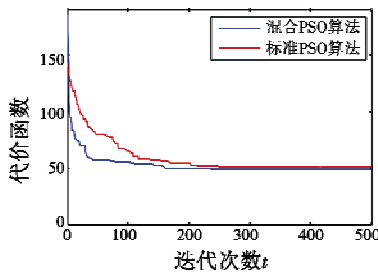


图 3 混合 PSO 算法与标准 PSO 算法对比
Fig. 3 Comparison of hybrid PSO algorithm with standard PSO algorithm

从图 3 可以看到,混合 PSO 算法在第 41 次迭代就接近收敛,并且最终于第 160 次迭代时收敛于 48.9,而标准 PSO 算法在第 205 次迭代时才收敛,最终收敛于 50.63。由此能够得出下面结论:混合 PSO 算法的收敛速度比标准 PSO 算法更快,航迹代价更小。

本文通过设定航点的方式对多架无人机进行航迹规划。首先在航迹规划空间设定了 15 个航迹节点并且还有若干建筑物以及威胁区域,设定多无人机航迹规划起点为节点 1(20 m,20 m,20 m),经过若干航点,最终都到达终点节点 15(450 m,450 m,200 m),航点间间距代价为非对称,对算法的参数进行设置: $N=80, t_{\max}=2000, \omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.4, \lambda=20, c_1=c_2=1.5, V_{\max}=10, F=0.97, P_c=0.27$ 。对无人机设定了飞行约束条件和威胁源,并基于上述混合粒子群算法进行了多无人机多航迹节点的航迹规划,本文分别选择了 2 架无人机和 3 架无人机进行了航迹规划。

航迹节点以及障碍物分布如表 1 所示,节点 1 为起点,节点 15 为终点,设定了 15 个航迹节点,7 座建筑物以及 2 个威胁区域,通过算法仿真最终分别得到如图 4 和图 5 所示的 2 架无人机和 3 架无人机航迹规划。其中,7 个圆柱形区域为楼房建筑障碍物,2 个半球形区域为威胁区域,航迹节点在图中 1~15 处。

表 1 航迹节点与障碍物分布表

Table 1 Path node and obstacle distribution

对象	位置/m	对象	位置/m
节点 1	(20,20,20)	节点 13	(399,155,83)
节点 2	(345,426,83)	节点 14	(311,82,50)
节点 3	(104,89,52)	节点 15	(450,450,200)
节点 4	(93,140,38)	建筑 1	(161,213,110)
节点 5	(230,420,68)	建筑 2	(228,140,80)
节点 6	(174,124,45)	建筑 3	(98,302,102)
节点 7	(380,419,149)	建筑 4	(360,307,180)
节点 8	(72,356,57)	建筑 5	(290,250,107)
节点 9	(284,332,73)	建筑 6	(175,379,100)
节点 10	(304,195,65)	建筑 7	(352,146,218)
节点 11	(108,239,90)	威胁 1	(133,110,0)
节点 12	(379,376,157)	威胁 2	(291,393,36)

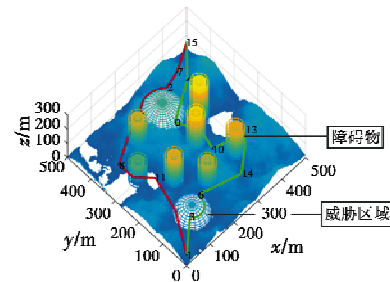


图 4 2 架无人机航迹规划图
Fig. 4 Path planning of two UAVs

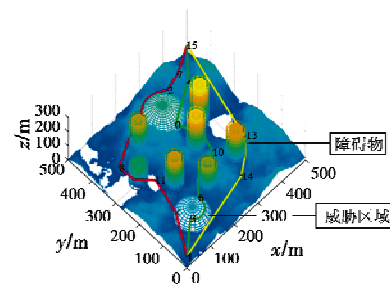


图 5 3 架无人机航迹规划图
Fig. 5 Path planning of three UAVs

从图 4 和图 5 可以看出,两次仿真实验都完成了多架无人机航迹规划,并且成功避开了障碍物以及威胁干扰区域,所以本文混合粒子群算法可以有效地解决多架无人机的航迹规划问题。

5 结束语

本文针对多架无人机的航迹规划问题,通过设定
(下转第 45 页)

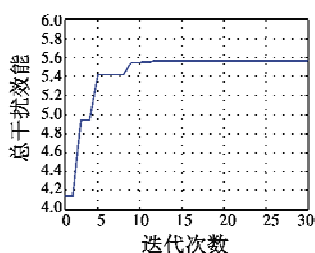


图8 迭代次数示意图(少对多)

Fig. 8 Iteration times (less-by-more)

4 总结

本文建立了面向组网雷达系统干扰效能的目标函数,通过改进的遗传算法,对目标函数进行了求解,并在原有遗传算法的基础上进行了调整和改进,在算法流程中加入了适应度评价、稳态复制和选择操作,同时放弃了交叉的操作步骤,得到了更优的分配方案和更少的迭代次数,能够以更快的收敛速度得到更好的最优解。

参考文献

[1] 周林,张文,娄寿春. 基于遗传算法的雷达网干扰决策模型研究[J]. 装备指挥技术学院学报,2002,13(3):67-69.

- [2] 张伟,平殿发,张韞. 云模型在雷达干扰资源多目标优化配置中的应用[J]. 指挥控制与仿真,2014,36(5):39-44.
- [3] POIROT J L, MCWILLIAMS G V. Application of linear statistical models to radar location techniques [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1974, 10(6):830-834.
- [4] 沈阳,陈光永,李修和. 基于 0-1 规划的雷达干扰资源优化分配研究[J]. 兵工学报,2007,28(5):528-532.
- [5] 李昌锦,陈永光,沈阳,等. 突防过程的组网雷达干扰资源优化分配[J]. 火力与指挥控制,2006,31(10):8-10,25.
- [6] 李潮,周金泉. 相控阵干扰机干扰防空雷达网资源分配[J]. 电子信息对抗技术,2009,24(3):48-51,61.
- [7] 潘伟. 基于自适应遗传算法的雷达干扰系统兵力分配[J]. 电子信息对抗技术,2014,29(3):38-41,46.
- [8] ROPELEWSKI R. Detection and countermeasures to hiding attack weapons [J]. Armada International, 1998(5):87-89.
- [9] 曹鑫,刘佳. 基于免疫遗传算法的海上编队雷达网干扰规划研究[C]//国防科技管理学术会议,2009:58-62.

(上接第25页)

多个中间节点作为目标点并运用插入分割点的方法来简化寻优过程,通过加入差分进化操作以及自适应调整惯性权重来改进混合粒子群算法,最终实现多无人机航迹规划,验证了算法的有效性并进行了仿真验证。

参考文献

[1] 郑昌文,严平,丁明跃,等. 飞行器航迹规划研究现状与趋势[J]. 宇航学报,2007,28(6):7-12.

[2] 孙阳光,丁明跃,周成平,等. 基于量子遗传算法的无人飞行器航迹规划[J]. 宇航学报,2010,31(3):648-654.

[3] PEHLIVANOGLU Y V. A new vibrational genetic algorithm enhanced with a Voronoi diagram for path planning of auto-nomous UAV [J]. Aerospace Science and Technology, 2012, 16(1):47-55.

[4] MARTINEZ-ZERON E, ACEVES-FERNANDEZ M A, GORROSTIETA-HURTADO E, et al. Method to improve airborne pollution forecasting by using ant colony optimization and neuro-fuzzy algorithms [J]. International Journal of Intelligence Science, 2014(4):81-90.

[5] 张洛兵,徐流沙,吴梅. 基于改进人工蜂群算法的无人机实时航迹规划[J]. 飞行力学,2015,33(1):38-47.

- [6] LIN L, GOODRICH M A. Hierarchical heuristic search using a Gaussian mixture model for UAV coverage planning [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 44(12):2532-2544.
- [7] MA P B, FAN Z E, JI J. Cooperative control of multi-UAV with time constraint in the threat environment [C]//The IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference, 2014:2424-2428.
- [8] AHMED F, DEB K. Multi-objective optimal path planning using elitist non-dominated sorting genetic algorithms [J]. Soft Computing, 2013, 17(7):1283-1299.
- [9] 白瑞光,孙鑫,陈秋双,等. 基于 Gauss 伪谱法的多 UAV 协同航迹规划[J]. 宇航学报,2014,35(9):1022-1029.
- [10] LEE D S, PERIAUX J, GONZALEZ L F. UAS Mission Path Planning System (MPPS) using hybrid-game coupled to multi-objective optimizer [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, 2010, 132(4):1-11.
- [11] SAHINGOZ O K. Flyable path planning for a multi-UAV system with genetic algorithms and Bezier curves [C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems, IEEE, 2013:41-48.
- [12] 于霜,丁力,吴洪涛. 基于改进人工蜂群算法的无人机的航迹规划[J]. 电光与控制,2017,24(1):19-23.