

doi:10.11918/j.issn.0367-6234.2015.10.006

一种三维多 UAV 协同航迹规划的空间模糊文化算法

赵 明,赵玲玲,苏小红,马培军,张彦航

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院,150001 哈尔滨)

摘 要:针对多无人机在三维环境下航迹规划搜索空间大、多机协同困难等问题,提出一种基于空间模糊表示和差分进化相结合的文化算法.该方法首先用模糊集合表示三维空间网格点,提高关键路径点的被关注度;然后组合空间模糊信息、历史信息 and 协同信息成为文化算法的信念空间,用以剪枝规划的搜索空间;在文化算法的种群空间则利用差分进化生成满足多机协同约束的优解,并用差分获得的未知领域知识扩展信念空间,保证进化种群的多样性;最后,通过共享信息促进知识的积累和修正搜索的方向.仿真实验表明,该方法提高了关键路径点选取的效率,能够探索空间中更多的未知区域,避免求解陷入局部最优,更符合多机协同的需求,有助于快速规划出多条可行的协同航迹.

关键词:多无人机;空间模糊;文化算法;协同航迹规划;差分进化

中图分类号: TP242.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2015)10-0029-06

A cultural algorithm with spatial Fuzzy set to solve Multi-UAVs cooperative path planning in a three dimensional environment

ZHAO Ming,ZHAO Lingling,SU Xiaohong,MA Peijun,ZHANG Yanhang

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China)

Abstract: The Multi-UAVs cooperative path planning has a complex search space in 3D environment, while the cooperative of Multi-UAVs is very hard to deal with. So a novel cultural algorithm based on spatial fuzzy set and differential evolution is proposed in this paper. The proposed approach uses fuzzy set to present spatial grid points in 3D, so that the key way-points on path should be paid more attention. Then the spatial fuzzy knowledge, history knowledge and cooperative knowledge that contained in the belief space of cultural algorithm prune the search space of Multi-UAVs path planning. Moreover, this approach uses differential evolution as the population space of cultural algorithm to generate the optimal solution, while it satisfies the constraints of multi-UAVs cooperative. The differential also extends the belief space with the unknown information of spatial to ensure the population diversity. In addition, the cultural algorithm exchanges the shared information, so that it accumulates the knowledge and revises the searching direction. The simulation results show that the spatial grid points based on fuzzy set enhance the efficiency of key way-points selected, and the cultural algorithm could explore more unknown space out of spatial grid such that it avoids the search fall into local optimization. Cooperative knowledge is also introduced to satisfy the requirements of Multi-UAVs cooperative to planning feasible paths for Multi-UAVs cooperative quickly.

Keywords: Multi-UAVs; spatial fuzzy; cultural algorithm; cooperative path planning; differential evolution

随着无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)技术的不断发展,UAV 系统具有更高的自主能力和协同性能,能够以更低风险和更廉价的费用完成多种

复杂的作战任务,并避免危险导致的人员伤亡^[1].多机协同航迹规划问题是指在给定已知、部分已知或未知信息的环境中,规划从起始点到达目标点,可以绕过威胁区和障碍物且同时满足各种约束条件和协同关系的多条可行飞行航迹^[2].该问题是一个 NP 完全问题,求解难度较大,是无人机任务规划系统研究的难点之一.

当前关于多机协同航迹规划的研究有很多,如基于概率图的规划方法将规划空间表示成简单的网

收稿日期:2014-06-06.

基金项目:国家自然科学基金(61175027, 61305023);中央高校基
本科研业务费专项资金资助(HIT.NSRIF.2015069).

作者简介:赵 明(1979—),男,博士研究生;
苏小红(1966—),女,教授,博士生导师;
马培军(1963—),男,教授,博士生导师.

通信作者:苏小红, sxh@hit.edu.cn.

及点 P 与地形的距离关系体现出来. 因此, 对于栅格上可飞的点, 可设定综合的模糊隶属度函数.

2.1.1 最短航程关系隶属度

UAV 执行任务的最短航程是从出发点 to 目标点之间的直线距离, 而空间中某点与出发点和目标点的距离之和接近最短航程时, 该点适于作为关键路径点, 其隶属度较大, 否则较小, 最短航程隶属度表示为

$$\tilde{\mu}_1(x) = \begin{cases} 0, & (d_{(s,x)} + d_{(x,t)}) \geq 10 \cdot d_{(s,t)}; \\ \frac{d_{(s,t)}}{d_{(s,x)} + d_{(x,t)}}, & (d_{(s,x)} + d_{(x,t)}) < 10 \cdot d_{(s,t)}. \end{cases}$$

式中: x 为空间中的某个点; s 为 UAV 的出发点; t 为执行任务的目标点; d 为距离. 同时设定 x 与 s 和 t 的距离之和大于最短航程距离 10 倍时, 该点的隶属度为 0.

2.1.2 多雷达威胁和禁飞区隶属度

在 UAV 执行任务的区域通常存在多个探测雷达和禁飞区. 某点与各个雷达威胁和禁飞区关系的隶属度, 可用该点到威胁中心的距离与威胁半径的关系计算. 对多个威胁, 可将隶属度加权平均, 其隶属度函数为

$$\tilde{\mu}_2(x) = \begin{cases} 0, & d_{(x,\theta)} \leq r_\theta; \\ \sum_{\theta=1}^n \left(\frac{d_{(x,\theta)} - r_\theta}{d_{(x,\theta)}} \right) / n, & r_\theta < d_{(x,\theta)} \leq 2r_\theta; \\ 1, & 2r_\theta < d_{(x,\theta)} \leq 3r_\theta; \\ \sum_{\theta=1}^n \left(\frac{r_\theta}{d_{(x,\theta)} - 2r_\theta} \right) / n, & d_{(x,\theta)} > 3r_\theta. \end{cases}$$

式中: θ 为威胁中心; $d_{(x,\theta)}$ 为点 x 到该威胁中心的距离; r_θ 为威胁半径; n 为雷达和禁飞区的个数.

2.1.3 地形隶属度

三维环境下执行任务时要求 UAV 不能撞到地面造成毁伤, 空间中某点与地形的关系可以转换成该点在坐标 x, y, z 方向上离地面最近的距离与安全距离的关系, 因此地形隶属度表示为

$$\tilde{\mu}_3(x) = \begin{cases} 0, & \min(d_i, d_j, d_k) \geq d_m; \\ \frac{\min(d_i, d_j, d_k) - d_m}{\min(d_i, d_j, d_k)}, & d_m < \min(d_i, d_j, d_k) \leq 2d_m; \\ \frac{d_m}{\min(d_i, d_j, d_k) - d_m}, & \min(d_i, d_j, d_k) > 2d_m. \end{cases}$$

式中: d_i, d_j, d_k 分别为点 x 在坐标系 x, y, z 方向上与地面之间的距离; d_m 为 UAV 到地面的安全距离. 以上 3 种模糊隶属度的函数变化曲线如图 2 所示.

综合以上 3 种隶属关系的隶属度函数, 获得实际问题求解的综合隶属度为

$$\tilde{\mu}(x) = (\alpha \cdot \tilde{\mu}_1(x) + \beta \cdot \tilde{\mu}_2(x) + (1 - \alpha - \beta) \tilde{\mu}_3(x)) / 3.$$

式中 α, β 分别为综合隶属度的比例因子, 用来确定 3 种隶属度对空间点的影响程度.

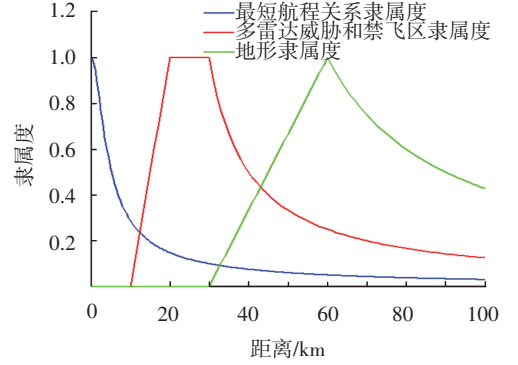


图 2 模糊隶属度函数曲线

2.2 模糊信念空间的构成

信念空间可以理解为求解问题的知识仓库, 存储着种群中个体的习惯模式, 通常由多种知识源构成.

1) 环境知识, 即是求解问题的较优解集合. 可以表示为一系列由关键路径点组成的飞行备选航迹: $P_{\text{enviro}} = L_l(x) = \{Pk_1, Pk_2, \dots, Pk_s\}, l \in [1, \dots, n]$. 式中: Pk_s 为 s 个组成备选航迹的关键路径点; n 为种群中航迹个体的数量.

2) 历史知识. 源于进化迭代对较优解的积累, 将进化产生的部分较优解存储到信念空间构成历史知识.

$$P_{\text{history}} = \{P_{\text{old}}\} + s\% \cdot \{P_{\text{result}}\}.$$

式中: P_{old} 为历代已经保留下来的个体; P_{result} 为当前代差分操作后获得的结果种群; $s\%$ 为个体保留的比例. 选择个体的概率可由个体的适应度函数获得

$$\varphi = f(i) / \sum_{j=1}^n f(j).$$

3) 协同知识. 为有效提高多机作战的协同性能, 可用该点执行当前任务与执行其他不同任务的隶属度差异来进行比较.

$$\sigma(x) = \sum_{\lambda=1}^n |\tilde{\mu}^i(x) - \tilde{\mu}^\lambda(x)|.$$

式中 $\tilde{\mu}^i(x)$ 为 x 点在任务 i 上的隶属度, 它与该点对其他任务隶属度之差的总和, 可反映出该点在协同时的性能.

3 多机协同航迹规划的文化算法

3.1 基于影响协议的种群生成

将空间栅格分解成一组在 x 或 y 轴方向上垂直于地平面的面, 则从 UAV 出发点 to 目标点之间的每一个栅格面上, 利用轮盘赌法筛选出一个关键路径点, 基于模糊隶属度选择的概率为

$$p_i = \tilde{\mu}_i / \sum_{j=1}^N \tilde{\mu}_j.$$

式中 P_i 为栅格面上某点的选中概率. 因此隶属度较高的点, 被选中的机会较大. 通过轮盘赌法在不同的栅格面上选择关键路径点, 然后将这些关键点连接起来, 就形成了一条初始航迹个体.

基于以上的个体生成方法, 可在空间栅格上产生 n 条备选的航迹, 组成基于环境知识的种群 P_{enviro} . 同时, 通过知识积累逐渐形成基于历史知识的种群 P_{history} . 因此基于影响协议的种群生成可表示为 $P_{\text{popsize}} = \lfloor (1 - g/\text{Gen}) \cdot P_{\text{enviro}} + (g/\text{Gen}) \cdot P_{\text{history}} + P_{\text{history}}^{\text{best}} \rfloor$. 式中: (g/Gen) 为当前代数占总代数的比例, 随着进化过程不断的增长, 历史知识积累可以加快算法的收敛; $P_{\text{history}}^{\text{best}}$ 为在种群生成时必须包含在历史知识中的当前最优解, 以防止进化算法重复搜索到次优的位置.

3.2 基于接受协议的信念更新

可通过接受协议更新信念空间, 根据信念空间的知识来源, 其更新操作如下.

1) 环境动态更新. 为了尽可能全面的覆盖航迹的搜索空间, 在进化过程中, 可通过改变栅格的整体位置和栅格的空间结构来生成新的种群, 扩大空间的覆盖范围. 栅格的表示方法为

$$\begin{cases} x = x_0 + \text{int}((U_x - L_x)/n), \\ y = y_0 + \text{int}((U_y - L_y)/n), \\ z = z_0 + \text{int}((U_z - L_z)/n). \end{cases}$$

式中: U/L 分别为 $x/y/z$ 分量上的取值范围; n 为网格的数量. 为避免结构不断改变造成的大量计算, 设定环境更新的阈值 λ , 使种群进化 λ 代数后再执行更新. 网格更新可表示为

$$\begin{cases} x_0 = x_0 + \varepsilon, \\ y_0 = y_0 + \delta, \\ z_0 = z_0 + \gamma, \\ n = \text{rand}[2, U]. \end{cases} \quad (\forall g \% \lambda = 0)$$

式中: g 为当前进化的代数, 当进化的代数与阈值的余数为 0 时, 更新初始坐标位置和栅格的数量; $\varepsilon, \delta, \gamma$ 分别为坐标更新的分量; n 为一个大于 2, 且小于网格上限 U 的整数.

2) 历史选择更新. 历史选择更新包括随机个体保留和最优解保留两个方面, 分别可表示为

$$\begin{cases} p_{\text{history}} = \{p_{\text{history}}\} + s\% \cdot \{p_{\text{result}}\}, \\ p_{\text{best}} = \min(\text{fitness}(p_{\text{result}})). \end{cases}$$

式中: p_{history} 为历史信息种群, 记录不同进化代中的部分个体; p_{best} 为当前最优解.

3) 协同信息更新. 当差分进化生成新个体时, 要计算新个体的协同值并加入到适应度函数中, 以便和种群中的父代个体进行比较. 在更新协同信息

时, 保存已有个体的协同值, 仅计算新个体的协同值即可.

3.3 种群空间的差分协同航迹规划

差分进化是基于实数编码的并行搜索算法, 非常适合基于路径点坐标的航迹个体进化操作, 因此, 本文在文献[11, 15-16]的基础上, 根据三维空间中点的坐标值将差分进化的差分操作扩展如下

$$x'_m(i', j', k') = \begin{cases} i_m^{r1} + F \cdot (i_m^{r2} - i_m^{r3}), \\ j_m^{r1} + F \cdot (j_m^{r2} - j_m^{r3}), \\ k_m^{r1} + F \cdot (k_m^{r2} - k_m^{r3}). \end{cases}$$

式中: m 为航迹个体关键路径点的个数; i, j, k 分别为点在三维坐标轴上的分量; F 为交叉率, 一般取在 $[0, 1]$ 范围内的值; 如果新位置产生的个体具有更好的适应度, 则可以通过选择操作加以保留, 如

$$x'_{g+1} = \begin{cases} x'_m, & \text{if } f(x'_m) < f(x_g); \\ x_g, & \text{else.} \end{cases}$$

式中: g 为当前种群的迭代次数, $f(x)$ 为适应度函数.

为了利用文化空间的模糊和协同信息来引导搜索, 本文采用的适应度函数为

$$f(x) = f_{\text{cost}}(x) + \alpha \cdot (1/\tilde{\mu}(x)) + \beta \cdot (1/\sigma(x)).$$

式中: $f_{\text{cost}}(x)$ 为 UAV 自身的飞行代价, 包括最大航程、总飞行时间、燃油指标约束等因素; $\tilde{\mu}(x)$ 为当前航迹上关键路径点的隶属度; $\sigma(x)$ 为当前航迹上关键路径点的协同值; α, β 分别为比例因子, 协调三者的量级.

4 结果与分析

本文将文献[16]的实验结果作为输入. 在此前提下, 在奔腾双核 3.20 GHz、8 GB 内存的 PC 机上, 利用 Matlab(R2011b) 仿真软件环境进行实验, 验证算法的可行性和有效性, 并与标准文化算法进行了比较.

4.1 航迹规划可行性实验(实验 1)

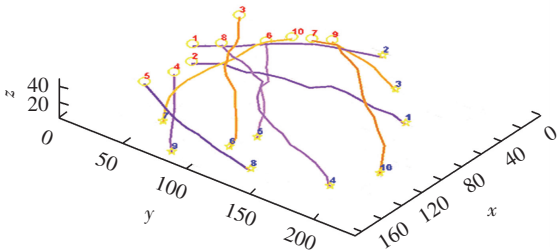
设定实验的环境参数如表 1 所示, UAV 与目标的关系来自于目标分配的结果. 同时设定实验群体空间中差分进化的参数为: 种群大小 ($Pop = 20$)、进化代数 ($Gen = 500$)、交叉率 ($F = 0.7$)、比例因子 ($\alpha = 200$)、比例因子 ($\beta = 150$)、历史保留率 ($s\% = 10\%$). 实验结果如图 3、4 所示, 其中: 图 3(a) 为仿真实验规划的结果; 图 3(b) 为单条航迹规划的收敛曲线. 图 4(a) ~ (c) 为隐藏地形和威胁区后, 在不同视角上航迹的显示结果.

从图 3 获得的结果可以看出, 改进后的算法能够有效的生成多架 UAV 可行的飞行航迹. 同时, 算法的收敛性能较强, 后期不会轻易陷入局部最优. 从

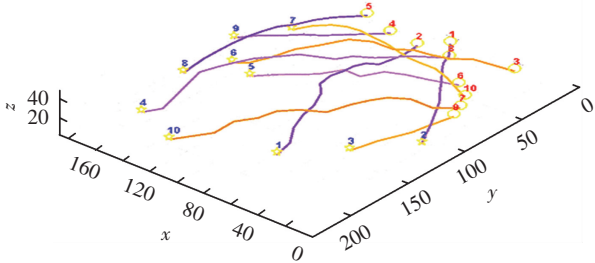
图 4 中不同视角显示的结果可以看出,规划后的航迹具有较好的协同避碰性能,航迹与航迹之间几乎没有交叉点的存在,因此改进的算法具有较好的协同能力.

表 1 实验的环境参数

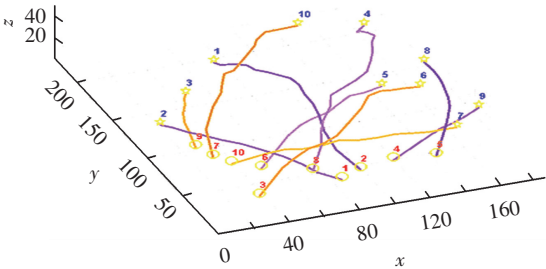
项目	参数
三维空间范围	180 km×220 km×50 km
UAV 位置	[78,20,15] [93,31,12] [31,20,13] [112,32,15] [134,26,17] [45,52,12] [26,73,13] [67,34,16] [21,85,15] [32,62,13]
目标位置	[70,181,12] [15,133,13] [19,151,12] [160,192,13] [101,120,26] [160,113,12] [160,61,11] [173,140,12] [182,65,14] [128,206,12]
UAV 与目标关系	[5-8] [2-1] [1-2] [4-9] [8-4] [6-5] [7-10] [3-6] [9-3] [10-7]
威胁区域	[center:[120,70,4] ,r=23] [center:[110,140,4] , r=26] [center:[52,103,5,30] ,r=30]
空间网格步长	$x:(s:10:180);y:(s:10:230);z(0:5:50)s\in[1,10]$



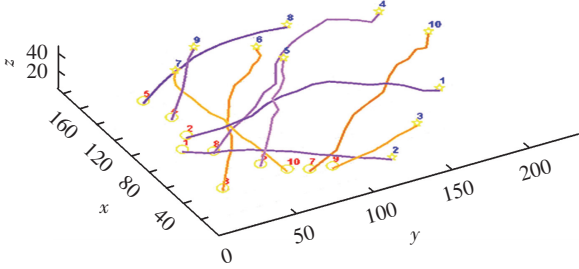
(a) 左视图



(b) 右视图



(c) 后视图



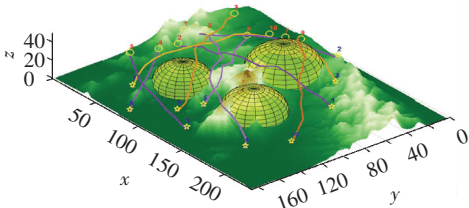
(d) 仰视图

图 4 不同视角的航迹协同效果

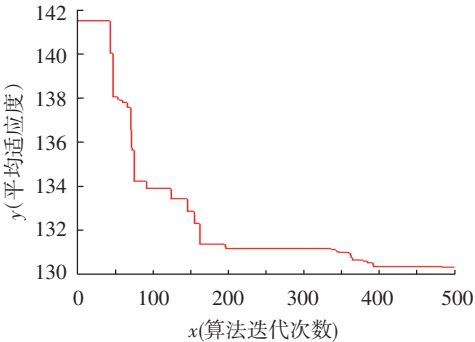
4.2 与其他文化算法的对比分析(实验 2)

标准文化算法是基于 GA 算法维持种群空间进化寻优的,因此本文还与标准文化算法和非模糊空间下的标准文化算法进行了对比实验,实验结果如图 5 和表 2 所示.

从图 5 可以看出,标准文化算法也能够有效利用信念空间中的知识指导搜索的深入,然而算法的收敛存在早熟现象,因此搜索性能较基于 DE 算法的文化算法差很多.从表 2 可以看出,非模糊空间的标准文化算法存在个别任务失效,这是由于随机搜索依赖于更好的初始化表示和更多的迭代次数.



(a) 基于模糊文化算法规划的协同航迹



(b) 算法的收敛曲线

图 3 协同航迹仿真实验结果和算法收敛曲线

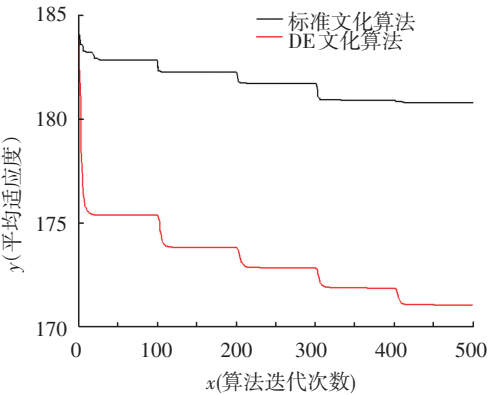


图 5 DE 与标准文化算法收敛曲线比较

表 2 规划算法的任务代价和执行时间比较

任务	标准文化算法 (最优代价)	非模糊空间标准文 化算法(最优代价)	DE 文化算法 (最优代价)
任务 1	142.504 1	190.498 7	135.313 8
任务 2	201.652 5	257.127 3	193.131 8
任务 3	168.172 4	165.290 1	158.684 4
任务 4	220.468 7	无效	206.320 4
任务 5	226.202 6	无效	219.635 5
任务 6	171.378 2	173.195 0	165.161 3
任务 7	142.892 2	无效	134.361 9
任务 8	210.650 0	223.661 9	200.881 6
任务 9	137.005 5	无效	130.144 3
任务 10	186.590 0	无效	170.351 3
算法执行 时间/s	1 245.900 0	1 341.400 0	720.100 6

5 结 论

1)采用文化算法对航迹规划问题进行整体建模,用空间模糊信息、历史信息 and 协同信息共同组成算法的信念空间,剪枝航迹规划的搜索空间、保证种群多样性、并为深入搜索提供了全局信息。

2)在种群空间中改进差分进化算法,使其适用于求解航迹规划问题,并将获得的新个体按比例输入历史信息库,为之后的搜索积累更丰富的环境知识和协同知识,降低搜索的盲目性。

3)本文针对多机协同避碰问题,在适应度函数中加入协同信息量,提高了航迹个体处理协同避碰的能力.实验结果证明了本文方法的有效性。

参考文献

[1] SHIN H S, LEBOUCHER C, TSOURDOS A. Resource allocation with cooperative path planning for multiple UAVs [C]//Proceedings of the 2012 UKACC International Conference on Control. Cardiff:IEEE,2012; 298–303.

[2] 叶媛媛, 闵春平.多无人机协同航路规划的共同进化方法[J].计算机仿真, 2007,24(5):37–39,149.

[3] YANG K, SUKKARIEH S. Real-time continuous curvature path planning of UAVs in cluttered environments [C]//Proceedings of the ISMA08 5th International Symposium on Mechatronics and Its Applications. Amman, Jordan:IEEE, 2008; 1–6.

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

[5] MENG Bobo, GAO Xiaoguang. UAV path planning based

on bidirectional sparse A* search algorithm [C]//Proceedings of 2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Changsha: IEEE, 2010;1106–1109.

[6] MITSUTAKE K, HIGASHINO S I. An A*-EC hybrid path planning method for waypoint traveling problem considering terrain [C]//Proceedings of AIAA Guidance Navigation and Control Conference and Exhibit. Honolulu, Hawaii: AIAA, 2008, 7133:1–14.

[7] DAILYR, BEVLY D M. Harmonic potential field path planning for high speed vehicles [C]//Proceedings of American Control Conference. Seattle, WA:IEEE, 2008; 4609–4614.

[8] NIKOLOS I K, VALAVANIS K P, TSOURVELOUDIS N C, et al. Evolutionary algorithm based offline/online path planner for UAV navigation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2003, 33(6): 898–912.

[9] ALLAIRE F C J, TARBOUCHI M, LABONTÉ G, et al. FPGA implementation of genetic algorithm for UAV real-time path planning[M]. Springer Netherlands: Unmanned Aircraft Systems, 2009: 495–510.

[10] 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.

[11] RAKSHIT P, KONAR A, BHOWMIK P, et al. Realization of an Adaptive Memetic Algorithm Using Differential Evolution and Q-Learning: A Case Study in Multirobot Path Planning[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2013, 43(4): 814–831.

[12] ENGELBRECHT A P. Computational intelligence: an introduction[M].2nd ed. John Wiley & Sons, 2009.

[13] REYNOLDSR G. An introduction to cultural algorithms [C]//Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary programming. San Diego, CA: IEEE, 1994; 131–139.

[14] SUN Yang, ZHANG Lingbo, GU Xingsheng. A hybrid co-evolutionary cultural algorithm based on particle swarm optimization for solving global optimization problems [J]. Neurocomputing, 2012, 98: 76–89.

[15] ONWUBOLU G, DAVENDRA D. Differential evolution for permutation-based combinatorial problems [M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2009.

[16] 赵明, 苏小红, 马培军, 等. 复杂多约束 UAVs 协同目标分配的一种统一建模方法[J]. 自动化学报, 2012, 38(12):2038–2048.

(编辑 张 红)