

基于改进人工蜂群算法的多机飞行冲突解脱策略

王 渊, 孙秀霞, 刘树光, 徐光智, 常允刚

(空军工程大学航空航天工程学院, 陕西西安, 710038)

摘要 针对同一空域内多无人机飞行冲突解脱问题,提出了一种基于改进人工蜂群算法的冲突解脱策略。在传统蜂群算法的基础上改进了跟随蜂对雇佣蜂的选择概率及跟随蜂的搜索策略,发挥了迭代过程中最优解的引导作用,保持了传统人工蜂群算法全局搜索和跳出局部最优的能力,解决了传统人工蜂群算法局部搜索效率较低的问题,提升了收敛性能,增加了得到最优解的概率。利用该算法通过航向调整和速度调整2种策略实现了多机的冲突解脱。对比仿真结果验证:该方法在收敛速度、运行速度和最优解的适应度等方面都较遗传算法有很大提升。

关键词 人工蜂群算法;多机飞行冲突;冲突解脱;收敛性能

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2014.03.003

中图分类号 V249 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2014)03-0010-05

Research on Multi-Aircraft Conflict Resolution Based on A Modified Artificial Bee Colony Algorithm

WANG Yuan, SUN Xiuxia, LIU Shuguang, XU Guangzhi, CHANG Yungang

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the problem of multiple UAVs confliction resolution, a scheme based on modified artificial bee colony (MABC) algorithm was proposed. On the basis of the artificial bee colony (ABC) algorithm, the probability function and searching mechanism for the onlooker bees are modified to make the best solution play the role of guidance to enhance the exploitation capability and improve the convergence performance. The abilities for exploration and jumping out from local optimum are kept. Both of heading change resolution and speed change resolution are utilized to solve the confliction. The results demonstrate good performance for the convergence speed, running speed and the fitness value of best solution when compared with genetic algorithm.

Key words: artificial bee colony algorithm; multi-vehicle confliction; confliction resolution; convergence performance

随着当今无人机在军事、民用领域的应用日益广泛,无人机数量随之增加,飞行密度不断增大,飞

行安全形势日益严峻,实现多无人机冲突解脱也就成了亟待解决的问题^[1]。

目前,在飞行冲突解脱中运用较多的方法为遗

收稿日期:2013-12-13

基金项目:航空科学基金资助项目(20121396008)

作者简介:王 渊(1990-),男,陕西礼泉人,硕士生,主要从事先进控制理论与应用研究.E-mail: wangy0803@gmail.com

引用格式:王渊,孙秀霞,刘树光,等.基于改进人工蜂群算法的多机飞行冲突解脱策略[J].空军工程大学学报:自然科学版,2014,15(3):10-14. WANG Yuan, SUN Xiuxia, LIU Shuguang, et al. Research on multi-aircraft confliction resolution based on a modified artificial bee colony algorithm[J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2014, 15(3): 10-14.

传算法^[2]、粒子群算法^[3]、蚁群算法^[4]等,且多针对简单的2机冲突解脱进行研究。上述算法在搜索冲突解脱路径时能较快地搜索到最优解附近,但之后的收敛速度较慢且易陷入局部最优。相比之下,人工蜂群算法的突出优点是每次迭代中都进行全局和局部搜索,大大增加了得到最优解的概率,并较大程度地避免了局部最优^[5]。

本文针对上述问题提出了基于改进人工蜂群算法的多机冲突解脱策略。利用传统蜂群算法的自身特点,合理设计冲突解脱方案,避免了陷入局部最优。在此基础上,改进跟随蜂的选择概率和搜索策略,解决了传统的人工蜂群算法^[6]局部搜索效率较低的问题。仿真验证了本方法的可行性和优越性。

1 多机飞行冲突解脱问题的模型建立

1.1 基本假设

根据国家空管安全规定以及实际工程情况,为尽快寻找到安全有效的冲突解脱方案,简化如下:

1) 无人机在执行侦察和巡航任务时,除了起飞和着陆阶段外大多是定高飞行,因此仅研究二维平面的冲突解脱问题;

2) 按照我国空管安全规定,两架飞机之间的最小安全距离为20 km,即当2架飞机间距小于20 km时认为2机已发生飞行冲突;

3) 为增加冲突识别的精确性,防止在相邻离散的航迹点之间存在被忽略的碰撞点,采用最小安全距离的一半即10 km作为无人机移动的步长;

4) 在改变航向时,本文假设航向角可在 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 中任意选取,在调整速度时假设无人机的速度可在预计速度的50%~150%范围内变化。

1.2 冲突解脱的目标函数

当无人机存在冲突威胁时,需要采取相应的冲突解脱策略。本文主要考虑航向调整策略和速度调整策略。

1.2.1 航向调整策略的目标函数

采取航向调整的策略防止冲突时,为节省冲突解脱时间,同时减少燃料消耗,增加无人机的续航能力,希望无人机在能够规避冲突的前提下,使飞行总长度最短,即:

$$f_L = \min \sum_{i=1}^n L_i \quad (1)$$

式中 L_i 为第 i 架无人机的总飞行距离。

同时为满足最小安全距离的约束,要求2机之间满足:

$$D = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \geq \delta \quad (2)$$

式中 $\delta = 20$ km。 (x_i, y_i) , (x_j, y_j) 分别为 i 机和 j 机在该水平面内的坐标。

对于不满足该约束的飞行路径,在其适应度函数中加入惩罚函数,在迭代过程中将之淘汰,即:

$$f_D = \begin{cases} 0 & , D_{\min} \geq \delta \\ m\Delta d_i & , D_{\min} < \delta \end{cases} \quad (3)$$

式中: m 为惩罚系数; D_{\min} 为全过程中两机距离的最小值; Δd_i 为最小安全距离 δ 与 D_{\min} 的差值。

在冲突解脱执行完毕后,无人机应迅速恢复原任务状态,在飞行轨迹上要求无人机能回到原航线或按要求抵达目的地。因此对于每一架无人机,都要求其实际终点与理论终点之间距离尽可能小,即:

$$f_a = \min \sum_{i=1}^n d_i \quad (4)$$

式中 d_i 为延误距离,即第 i 架无人机实际终点与理论终点之间的距离。

则航向调整策略的最终目标函数为:

$$f_{ang} = \min(k_L f_L + k_a f_a + f_D) \quad (5)$$

式中 k_L, k_a 分别为最短总路径终点重合约束3者之间的权重系数,且有 $k_L + k_a = 1$,本文定义的3者取值均为1/2,可以根据实际任务需求,对权重系数予以调整。

航向调整策略的适应度函数为:

$$F_{ang} = e^{(-f_{ang}/k_{ang})} \quad (6)$$

式中: f_{ang} 为航向调整策略目标函数; k_{ang} 为常数。

1.2.2 速度调整策略的目标函数

与航向调整策略相似,采用速度调整的冲突解脱策略也要求无人机必须满足安全距离约束并使延误距离尽可能小。同时希望飞机在能够规避冲突的情况下尽可能少地改变速度,以达到减少燃料损耗的目的,即:

$$f_v = \min \sum_{m=1}^h \sum_{i=1}^n \Delta S_i \quad (7)$$

式中: ΔS_i 为第 i 架飞机当前时刻位置和原航线理论位置之间的距离; h 为速度调整的节点数。

改变速度策略的最终目标函数为:

$$f_v = \min(k_l f_l + k_d f_d + f_D) \quad (8)$$

式中 k_l, k_d 分别为最小位置偏差及终点重合约束之间的权重系数,同时满足 $k_l + k_d = 1$,本文定义3者取值均为1/2,可根据实际情况以调整。

速度调整策略的适应度函数为:

$$f_v = e^{(-f_v/k_v)} \quad (9)$$

式中: f_v 为速度调整策略的目标函数; k_v 为常数。

2 传统人工蜂群算法

人工蜂群算法是一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜

源的仿生智能计算方法^[6],其特点是在每次循环迭代中既进行全局搜索也进行局部搜索的优点,大大增加了得到最优解的概率,提升了收敛性能,并较大程度地避免了局部最优^[1]。

初始时刻,随机生成 N_e 个蜜源,每个蜜源代表解空间范围内一个维度数为 D 的解^[7] 同时生成相同数量的雇佣蜂种群。然后,雇佣蜂对蜜源进行循环搜索。在各蜜源当前位置附近邻域展开搜索,以发现适应度更优的解,搜索按以下公式进行:

$$\mathbf{V}_{i,j} = \mathbf{X}_{i,j} + \varphi_{i,j} (\mathbf{X}_{i,j} - \mathbf{X}_{k,j}) \quad (10)$$

式中 $k \in \{1, 2, \dots, N_e\}$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ 都以随机方式确定。 $\varphi_{i,j}$ 为分布在 $[-1, 1]$ 内的随机数,它控制了邻域的选择范围。

雇佣蜂每次进行邻域搜索之后,在新旧位置之间进行对比,采用贪婪选择机制^[6]。所有雇佣蜂完成搜索后,返回蜂巢将蜜源信息传递给跟随蜂,后者依据前者所对应蜜源的适应度的大小选择一个雇佣蜂,并按照与之相同的方式在相应蜜源的邻域搜索新位置并保留更优的解^[8],最终迭代到最优解。跟随蜂按照如下选择概率选择雇佣蜂:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{N_e} f_i} \quad (11)$$

式中 f_i 指第 i 个蜜源的适应度函数值。

当某个蜜源邻域的搜索次数达到一个固定阈值 limit 即仍未找到更优解,且该蜜源的适应度也不是此时全局最优解时,表明这个解陷入局部最优,那么放弃该蜜源并将相对应的雇佣蜂转化为侦察蜂,重新随机寻找新的蜜源。这种处理方法充分扩大了了解的多样性,在很大程度上避免了局部最优,大大增加了蜂群算法得到最优解的概率^[9]。

3 改进的人工蜂群算法

传统的人工蜂群算法中,附近邻域的搜索机制及陷入局部最优后的跳出机制都能很好地体现出蜂群算法具有较强的全局搜索能力,即对解空间的未知领域具有很强的探索性,极大扩展了种群的多样性及对于新解的搜索能力。但是由于新解的随机性较大,故该解为较差解与较好解的概率基本一致,降低了算法的效率,局部搜索能力较差^[10]。本文对跟随蜂的选择概率和跟随蜂搜索策略进行改进,以提高算法局部搜索能力。

3.1 跟随蜂选择概率的改进

在雇佣蜂完成搜索后,每只雇佣蜂所对应蜜源的适应度函数值决定了跟随蜂选择跟随的概率,而

此概率在很大程度上决定了该算法的局部搜索能力。因此本文提出了一种改进的跟随概率如下:

$$P_i = \exp(-1 \times f_i) \quad (12)$$

通过上述对传统人工蜂群算法的改进可以看出,改进后的跟随概率与蜜源的适应度成反比,即较差的蜜源更有可能吸引跟随蜂进行局部搜索。

3.2 跟随蜂搜索策略的改进

在传统人工蜂群算法中,跟随蜂通过式(10)对蜜源邻域进行局部搜索,随机性较大。本文改进的跟随蜂搜索策略如下:

$$\mathbf{V}_{i,j} = \mathbf{X}_{\text{best}} + \varphi_{i,j} (\mathbf{X}_{\text{best}} - \mathbf{X}_{i,j}) \quad (13)$$

式中: \mathbf{X}_{best} 指当前迭代过程中的最优解; $\mathbf{X}_{i,j}$ 指当前跟随蜂选择的解。

通过式(13)改进的搜索策略,发挥当前迭代过程中最优解的引导作用,配合 3.1 节中对跟随蜂选择概率的改进,在最优解的引导下进行搜索,提升了局部搜索效率,大大增强了算法的收敛性能。

4 采用改进蜂群算法的飞行冲突解脱

本文针对传统人工蜂群算法中局部搜索能力较差的缺点,提出基于改进的人工蜂群算法的多机冲突解脱策略。算法步骤如下:

步骤 1 初始化参数。蜜源数及跟随蜂数均为 N_e , 并设置最大迭代次数 Maxcycle、函数取值上下限及蜜源最大搜索次数 limit;

步骤 2 根据函数取值上下限随机产生 N_e 个解作为蜜源的初始位置,种群中的任意元素 \mathbf{x}_i 的维度为 D , $D = nk$, n 为无人机数量, k 为每架无人机的航向/航速调整次数;

步骤 3 雇佣蜂依据式(10)在蜜源附近进行邻域搜索,并计算新解的适应度函数值;

步骤 4 雇佣蜂采用贪婪选择机制更新蜜源位置,利用适应度高的新位置替换掉原位置,若某蜜源没有得到更新,则在其搜索次数上加 1;

步骤 5 跟随蜂按照式(12)以相应概率选择蜜源并根据式(13)在当前最优解的引导下进行局部搜索,计算新解的适应度函数值;

步骤 6 跟随蜂按照贪婪选择机制更新蜜源位置,并将得到更新的蜜源的搜索次数置零,未更新的搜索次数加 1;

步骤 7 记录到目前为止的最优解;

步骤 8 若某蜜源位置周围的搜索次数大于 limit 时,重新初始化其位置,并将搜索次数置零;

步骤 9 若满足终止条件则输出最优解,否则返回步骤 3。

5 仿真结果及分析

5.1 航向调整策略的仿真计算

本文利用上述改进的人工蜂群算法通过航向调整策略,针对 2 架、4 架及 6 架无人机的冲突解脱问题进行了模拟仿真。设定每架无人机预计航线方向步长均为 10 km,最小安全距离为 20 km。算法设定雇佣蜂种群数为 500,最大搜索次数为 50 次,最大迭代次数为 1 000 次,惩罚常数 $m=10$, k_{ang} 取 800 可保证适应度函数值的取值不至于过大或者过小,有利于对结果进行筛选。设定算法的终止条件为当连续 100 代全局最优解的适应度结果变化量小于 10^{-5} 或迭代次数大于最大迭代次数时,停止迭代。

对于 2 机冲突解脱问题,初始化 UAV1(第 1 架无人机)从起点(100,0)飞至目的地 END1(100,200); UAV2 从起点(0,100)飞至目的地 END2(200,100)。若不采取规避措施,仍按照预计航线直线飞行,2 机必将发生碰撞。采用上述改进人工蜂群算法通过航向调整策略的 2 机冲突解脱仿真见图 1。

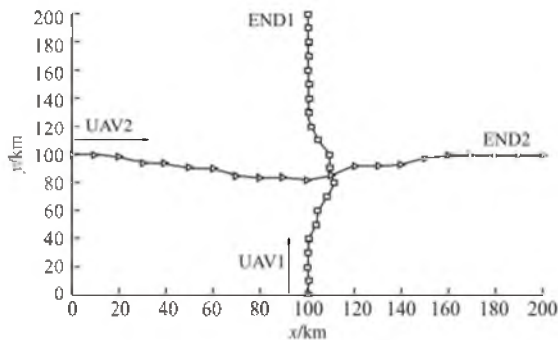


图 1 采用航向调整策略的 2 机冲突解脱
Fig.1 Conflict resolution for 2 UAVs by changing the angle

图 2 为 4 架无人机的冲突解脱仿真,在上述 2 机冲突解脱的基础上,增加了 2 架起点分别位于 END1、END2,预计航迹与 UAV1、UAV2 相同,航向分别与 UAV1、UAV2 相反的无人机。仿真主要针对同航迹无人机的相遇冲突问题予以解决。

6 架无人机的冲突解脱仿真见图 3,其中每架无人机的起点和终点都在以(100,100)为圆心,以 100 km 为半径的圆上,相邻无人机计划航线夹角为 60° 且都指向圆心。仿真表明,本文算法对于解决多无人机且存在迎面飞行的复杂冲突解脱问题,具有良好的效果。

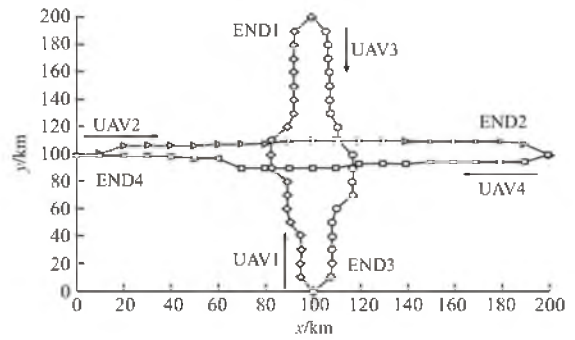


图 2 采用航向调整策略的 4 机冲突解脱
Fig.2 Conflict resolution for 4 UAVs by changing the angle

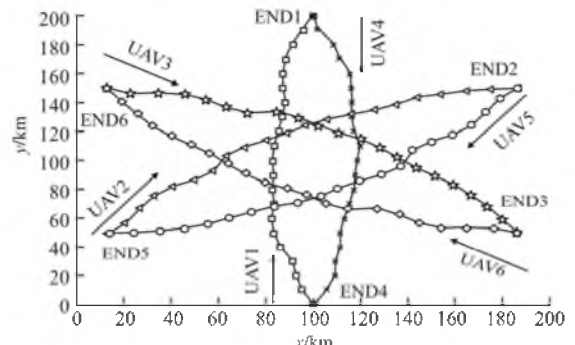


图 3 采用航向调整策略的 6 机冲突解脱
Fig.3 Conflict resolution for 6 UAVs by changing the angle

为说明航向调整策略下本文算法的性能,以 2 机冲突为代表,将本文结果与采用遗传算法的文献[2]进行对比,见表 1。

表 1 航向调整策略算法结果对比

Tab.1 The comparison of conflict resolution between two algorithm under changing the angle

算法	收敛代数	适应度	运行时间/s	总航线长度/km
遗传算法	210	0.925	12.35	425.60
改进蜂群算法	90	0.982	8.22	411.16

由表 1 的对比结果可以看出,采用航向调整策略时,改进的人工蜂群算法的收敛代数仅为文献[2]中的遗传算法的 1/2,运行速度较遗传算法减少了 33.4%,且解脱策略的总路径更短,最优解的适应度更高,使冲突解脱方案更加经济高效。

5.2 速度调整策略的仿真计算

采用速度改变策略对于 2 机的冲突解脱进行了仿真,为了使速度改变量更便于观察,在本策略中设定每架无人机飞行距离为 100 km,共 10 个速度变化点,计划速度为 10 km/步,速度改变的允许范围为计划速度 50%~100%,即 5~15 km/步。算法中参数设定及终止条件均与航向调整策略大致相同, k_v 取 500 可保证适应度函数值的取值不至于过

大或者过小,有利于对结果进行筛选。初始化 UAV1 以坐标点(50,0)为起点,由南向北匀速飞至目的地 END1(50,100),同时 UAV2 以坐标点(0,50)为起点,由西向东以相同速度飞至目的地 END2(50,100)。通过调整 2 机速度,其冲突解脱仿真见图 4。

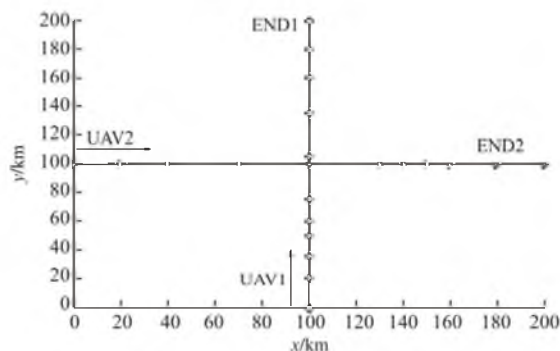


图 4 采用速度调整策略的 2 机冲突解脱

Fig.4 Conflict resolution for 2 UAVs by changing the speed

由图可见,2 机成功避免了碰撞,并均按计划时间到达响应目的地。

采用速度调整策略时本文算法与文献[2]算法结果对比见表 2。

表 2 速度调整策略算法结果对比

Tab.2 The comparison of conflict resolution between two algorithm under changing the speed

算法	收敛代数	适应度	运行时间/s	总变速距离/km
遗传算法	316	0.943	8.35	86.85
改进蜂群算法	108	0.973	6.26	82.62

由表 2 的对比结果可以看出,采用速度调整策略时,改进的人工蜂群算法的收敛代数仅为文献[2]中的遗传算法的 1/3,运行速度较遗传算法减少了 25%,且总速度变化量更小,最优解的适应度更高,冲突解脱方案更加经济高效。

6 结语

本文提出了一种基于改进人工蜂群算法的多机飞行冲突解脱策略。该算法不仅保持了传统人工蜂群算法全局搜索和跳出局部最优的能力,且加强了局部搜索能力,提高了寻优的效率,进一步提升了算法的收敛能力。通过多架无人机的航向调整、速度调整 2 种策略冲突解脱的仿真,验证了该算法在多机飞行冲突解脱问题中的可行性、高效性和优越性。

参考文献(References):

[1] Albaker B M, Rahim N A. Straight projection conflict

detection and cooperative avoidance for autonomous unmanned aircraft systems [J]. IEEE ICIEA, 2009: 1965-1969.

[2] 吴君,张京娟.采用遗传算法的多机自由飞行冲突解脱策略[J].智能系统学报,2013,8(1):16-20.

WU Jun, ZHANG Jingjuan. Conflict resolution of multiple airplanes in free flight based on the genetic algorithm[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2013, 8(1): 16-20. (in Chinese)

[3] 王洁宁,袁志娟.基于粒子群算法的飞行冲突解脱问题[J].中国民航大学学报,2010,28(4):1-4.

WANG Jiening, YUAN Zhijuan. Study on resolution of flight conflicts based on particle swarm optimization [J]. Journal of civil aviation university of China, 2010, 28(4): 1-4 (in Chinese)

[4] GANG Xiao, BO Gu. An improved ant colony optimization approach for multi-aircraft horizontal escape maneuvers [C]//31st digital avionics systems conference.[S.l.]:IEEE press,2012:14-18.

[5] 段海滨,张祥银,徐春芳.仿生智能计算[M].北京:科学出版社,2011.

DUAN Haibin, ZHANG Xiangyin, XU Chunfang. Bio-inspired computing[M]. Beijing: Science press, 2011.(in Chinese)

[6] Abu-Mouti Fahad S, El-Hawary Mohamed E. Overview of artificial bee colony (ABC) algorithm and its applications[C]// IEEE systems conference.[S.l.]: IEEE press,2012:1-6.

[7] Tarun Kumar Sharma, Millie Pant. Artificial bee colony with mean mutation operator for better exploitation[C]//WCCI 2012 IEEE world congress on computational intelligence.[S.l.]: IEEE press, 2012: 10-15.

[8] Albaker B M, Rahim N A. Unmanned aircraft collision detection and resolution: concept and survey [C]//5th IEEE conference on industrial electronics and applications.[S.l.]:IEEE press,2010:248-253.

[9] 王久崇,樊晓光.改进的蜂群 LS-SVM 故障预测[J].空军工程大学学报:自然科学版,2013,14(1):16-19.

WANG Jiuchong, FAN Xiaoguang. Improved artificial bee colony LS-SVM fault prediction [J]. Journal of air force engineering university: natural science edition, 2013, 14(1): 16-19. (in Chinese)

[10] Basturk B, Karaboga D. An artificial bee colony (ABC) algorithm for numeric function optimization [C]//IEEE swarm intelligence symposium.[S.l.]: IEEE press, 2006: 12-14.

(编辑:徐敏)