

基于改进遗传算法的多机协同多目标分配方法^{*}

王庆贺¹, 万 刚², 柴 峥³, 李登峰²

(1. 66132 部队, 北京 100043; 2. 信息工程大学, 郑州 450001; 3. 61206 部队, 北京 100041)

摘要: 针对复杂三维环境中多无人机协同多目标分配问题,在飞行代价函数建模的基础上,提出了一种改进遗传算法。首先通过引入启发式信息和采用随机生成的方法构造初始种群,保证了初始种群的多样性和高适应性;然后构造适应度函数,加入惩罚项排除不满足约束条件的方案;最后进行遗传操作,将变异产生的个体组成新的种群,把新种群中性能优异的个体加入到初始种群中,使初始种群个体种类更加丰富,扩大了解的范围。设计实验将改进遗传算法与基本遗传算法和差分进化算法进行了对比,实验结果表明,改进遗传算法在无人机与目标不同的数量关系下都能够得到合理的分配方案;改进遗传算法有效改善了早熟问题,并具有更快的收敛速度,适合于求解多无人机多目标分配问题。

关键词: 多目标分配; 多无人机协同; 改进遗传算法; 三维环境

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2018)09-2597-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.09.008

Multiple targets assignment of multiple UAVs' cooperation based on improved genetic algorithm

Wang Qinghe¹, Wan Gang², Chai Zheng³, Li Dengfeng²

(1. 66132 Forces, Beijing 100043, China; 2. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China; 3. 61206 Forces, Beijing 100041, China)

Abstract: Aiming at multiple targets assignment of multiple UAVs' cooperation in the complex three dimensional environment, this paper proposed an improved genetic algorithm based on the modeling of flight cost function. Firstly, it generated the initial population by the introduce of heuristic information and the method of random construction, which ensured the diversity and high adaptability of the initial population; following it was to build the fitness function by adding a penalty to exclude schemes which did not satisfy the constraints; then came the genetic operations, where the mutate individual components to the new population, and it added the individual with excellent performance in the new population to the initial population, which made the initial population more abundant, and enlarged the scope of individuals. Experiment compared the proposed algorithm with basic genetic algorithm and differential evolution algorithm, and the experimental results show that the proposed algorithm is able to get a reasonable assignment on the condition of different UAVs and targets; the algorithm can effectively improve the problem of premature convergence, and it has a faster convergence speed, so it is suitable for solving multiple targets assignment of multiple UAVs.

Key words: multiple targets assignment; multiple UAVs' cooperation; improved genetic algorithm; three dimensional environment

0 引言

无人机以其简单、灵活等特性,在代替人类完成危险、枯燥和恶劣的任务中发挥着重要的作用。而复杂的飞行环境和多样化的任务需求使得多无人机协同成为趋势。多无人机协同多目标分配是围绕总体任务需求,综合考虑飞行、环境和任务约束,为无人机分配特定的任务,从而提高任务完成的效率。多无人机协同多目标分配问题是一个复合约束条件下的组合优化问题。

近年来,多无人机协同多目标分配问题已经引起学者们的广泛关注,他们在国内外的科技期刊以及学术会议上发表了大量的论文。在目标分配实际问题的建模方面,Shima 等人^[1]对复杂环境下目标分配的框架结构进行了分析和研究;Zengin 等人^[2]围绕目标追踪问题,对多无人机协同控制与目标分配问题进行了研究,均取得了较好的效果。Bertucci 等人^[3]以多

无人机以及无人机/有人机为对象,研究了动态不确定环境对多目标分配问题建模的影响;Shaferman 等人^[4]以多无人机协同跟踪等作为任务划分,进行了多任务分配的研究,尤其适合城市环境下的目标分配问题建模。但是文献[3]只对无人机数量小于目标数量时的情况进行了研究,文献[4]只考虑了无人机数量大于目标数量且目标数量较少时的情况,这两个研究对建模的情况考虑都不完整。在对目标分配问题进行求解方面,赵明等人^[5]利用航程代价矩阵优化了差分进化算法,并利用统一的编码策略执行进化过程,有效求解了目标分配问题,但在构造目标函数时没有考虑无人机损毁的代价。符小卫等人^[6]提出了通信约束的目标分配方法,并进行了合理性验证。Hu 等人^[7]提出多无人机协同任务分配的分层处理办法,降低了问题的复杂度,但是容易陷入局部最优解。Karaman 等人^[8]利用遗传算法对复杂操作条件下任务分配问题进行了求解,但遗传算法的早熟问题没有得到解决。

收稿日期: 2017-05-08; **修回日期:** 2017-06-29 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(41301428,41371384)

作者简介: 王庆贺(1991-),男,安徽亳州人,硕士,主要研究方向为无人机智能控制、多无人机协同任务规划(dcn_ing@163.com);万刚(1972-),男,教授,博士,主要研究方向为无人机战场环境监测;柴峥(1992-),男,学士,主要研究方向为导航控制;李登峰(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向为多无人机协同。

针对多无人协同多目标分配问题建模时情况考虑不全面、构造目标函数的因素考虑较单一的问题,本文在文献[5]的基础上,在考虑飞行代价时加入了无人机损毁的代价。针对无人机和目标的数量关系,提炼出三种最基本的情况进行建模,使模型贴近实际情况。在进行目标分配时,采用改进遗传算法。首先通过引入启发式信息和采用随机生成的方法构造初始种群;然后构造适应度函数,加入惩罚项排除不满足约束条件的方案;接着进行遗传操作,并将变异产生的个体组成新的种群,把新的种群迭代寻优的个体加入初始种群,使种群个体种类更加丰富。不断进行遗传操作,直至最后满足优化目标。通过对比实验,对本文方法在效率、性能方面的优势进行了验证。

1 飞行代价建模

多无人机多目标分配围绕总体任务,综合考虑无人机自身约束和目标约束条件,为每架无人机分配对应的目标,使得整体飞行代价最小。多无人机多目标分配问题实质上是最优化问题。无人机与目标的对应关系构成了决策变量,无人机群的整体飞行代价为目标函数,无人机及目标的属性为约束条件,从而建立了飞行代价模型。

1.1 参数分析

本节从目标价值大小、无人机损毁的概率等方面对影响约束条件的参数进行分析,并给出量化的描述方法。

1.1.1 目标价值

在多数情况下,目标价值是一个模糊的概念,在实际任务中很难提供精确的要求,而常用带有“高”“低”的字眼来描述。为方便起见,将目标价值的模糊描述分为七个等级,即特别高、很高、高、中等、低、很低、特别低。为了用在目标分配模型当中,需要将这些模糊描述转换为量化的语言^[9]。为此,将目标价值设定为 $[0,10]$ 内的数。设定七个等级的模糊描述与数值之间对应关系如下:特别高 $= [9,10]$;很高 $= [8,9]$;高 $= [7,8]$;中等 $= [5,7]$;低 $= [3,5]$;很低 $= [1,3]$;特别低 $= [0,1]$ 。

这样便可为任务负责人提供一个量化的参考方案,以便他们确定目标价值的数值大小,进而影响目标执行次序。

1.1.2 无人机损毁概率

无人机在飞行过程中存在损毁的可能性。Washburn 等人^[10]给出了第 u 架无人机飞往第 j 个目标途中损毁的概率,如式(1)所示。

$$p_j^u = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(R-R_0)^2}{2b^2}\right) & r_j^{\min} \leq R \leq r_j^{\max} \\ 0 & R > r_j^{\max} \text{ or } R < r_j^{\min} \end{cases} \quad (1)$$

其中: R 表示无人机与目标之间的实时距离。 R_0 和 b 的计算方法如下所示:

$$R_0 = \frac{(r_j^{\min} + r_j^{\max})}{2}$$

$$b = \sqrt{2}(r_j^{\max} - r_j^{\min})$$

参照以上计算方法,结合本文设定的无人机飞行区域内分布有雷达的情况,给出第 u 架无人机损毁概率的计算方法,如式(2)所示。

$$p_u = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(R-R_0)^2}{2b^2}\right) & R \leq r_{\text{radar}}^{\max} \\ 0 & R > r_{\text{radar}}^{\max} \end{cases} \quad (2)$$

其中: r_{radar}^{\max} 表示飞行区内雷达的有效作用半径; R 表示无人机与雷达中心点之间的实时距离。 R_0 和 b 的计算方法如下所示:

$$R_0 = \frac{r_{\text{radar}}^{\max}}{2}$$

$$b = \sqrt{2}r_{\text{radar}}^{\max}$$

从式(2)可以看出,在雷达有效作用范围外无人机损毁的概率为0,在有效作用范围内无人机损毁的概率服从高斯分布。当无人机飞经有多个雷达存在的区域时,分别计算各个雷达对无人机飞行的影响,再进行加和。

1.2 目标函数构造

利用多架无人机协同对任务区域内多个目标进行搜索。首先需要解决多个目标与多架无人机之间的分配问题,分配的基本原则是在完成任务的前提下,使飞行的总体代价最小。

用 $1,2,\dots,U$ 和 $1,2,\dots,T$ 分别对无人机和目标进行编号。 U 和 T 分别表示无人机和目标的数量,两者关系可表示为 $U > T, U = T, U < T$ 。多架无人机起飞前分散布置,在进行目标分配前,已知所有无人机的位置以及所有目标的位置。每架无人机都要分配到目标,每个目标都要有无人机与之对应。

本文考虑的飞行代价有多无人机总航程、执行任务总时间、无人机损毁的概率三项。三项飞行代价参数分别表示如下:

多无人机总航程代价为

$$d_{\text{sum}} = \sum_{u,v=1}^U \sum_{i,j=1}^T d(u \sim v, i \sim j) x(u \sim v, i \sim j) \quad (3)$$

其中: $u \sim v$ 表示无人机组; $i \sim j$ 表示目标; $d(u \sim v, i \sim j)$ 表示航线长度。

从任务开始到完成任务的总时间代价为

$$t_{\text{sum}} = \max \left\{ \sum_{u,v=1}^U \sum_{i,j=1}^T t(u \sim v, i \sim j) x(u \sim v, i \sim j) \right\} \quad (4)$$

其中: $t(u \sim v, i \sim j)$ 表示某架无人机或无人机组飞行的时间,满足

$$t(u \sim v, i \sim j) = \frac{d(u \sim v, i \sim j)}{v_{u \sim v}} \quad (5)$$

其中: $v_{u \sim v}$ 表示无人机飞行速度。

无人机损毁的代价为

$$th_{\text{sum}} = \sum_{u,v=1}^U \sum_{i,j=1}^T p(u \sim v, i \sim j) x(u \sim v, i \sim j) \quad (6)$$

其中: $p(u \sim v, i \sim j)$ 表示某架无人机或无人机组损毁的概率。

$x(u \sim v, i \sim j)$ 是决策变量,取值为0和1,它决定了无人机与目标之间的对应关系,分以下三种情况:

a) $U = T$ 时,设定为无人机与目标之间是一一对应的关系,此时 $x(u \sim v, i \sim j) = x(u, i)$ 。因此 $\forall u = 1, 2, \dots, U, \sum_{i=1}^m x(u, i) = 1$; $\forall i = 1, 2, \dots, T, \sum_{u=1}^n x(u, i) = 1$ 。

b) $U > T$ 时,设定一架无人机只是对应一个目标,存在一个目标分配多架无人机的情况。此时 $x(u \sim v, i \sim j) = x(u \sim v, i)$ 。对于任意的无人机或无人机组(指分配给同一个目标的多架无人机),都有 $\sum_{i=1}^m x(u \sim v, i) = 1$ 。

c) $U < T$ 时,设定一个目标只是对应一架无人机,存在一架无人机分配多个目标的情况。此时 $x(u \sim v, i \sim j) = x(u, i \sim j)$ 。对于任意的目标或目标组(指分配给同一架无人机的多个目标),都有 $\sum_{i=1}^m x(u \sim v, i) = 1$ 。

考虑以上因素,给出目标分配模型的代价函数如式(7)所示。

$$F(x) = w_1 a_1 d_{\text{sum}} + w_2 a_2 t_{\text{sum}} + w_3 th_{\text{sum}} \quad (7)$$

其中: w_1, w_2, w_3 是三项飞行代价的权重因子,用于表示航程、时间、损毁三种因素的重要程度,参数由任务负责人根据具体搜索任务给出。为了标准化起见,有 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$, w_1, w_2, w_3 都是0~1内的实数。 a_1, a_2 是总航程代价和总时间代价的

比例缩放因子,作用是使总航程代价、总时间代价、总损毁代价保持在同一量级。从任务开始到完成任务的总时间以最后一架无人机完成任务的时间为准。

1.3 约束条件分析

该目标分配问题有以下约束条件:

a) 无人机飞行距离约束。

每架无人机的单次飞行距离都是有限的,都受到无人机本身性能及油料补充等影响。最大航程约束可以表示为

$$\sum_{i,j=1}^T d(u, i \sim j) x(u \sim v, i \sim j) \leq D_u \quad (8)$$

其中: D_u 表示第 u 架无人机最大飞行距离, $u=1, 2, \dots, U$ 。

b) 无人机飞行时间约束。

与飞行距离一样,每一架无人机的单次飞行时间都是有限的。最大飞行时间约束可以表示为

$$\sum_{i,j=1}^T t(u, i \sim j) x(u \sim v, i \sim j) \leq T_u \quad (9)$$

其中: T_u 表示第 u 架无人机最大飞行时间, $u=1, 2, \dots, U$ 。

c) 目标执行次序约束。

除了目标的价值影响目标执行的次序外,一些特定的目标必须在其他特定目标执行后方可执行。设定目标 i 执行后方可执行目标 j 。 Δt 为 i, j 执行的最小时间间隔,该约束可以表示为

$$t_j \geq t_i + \Delta t \quad (10)$$

其中: t_i, t_j 分别是目标 i, j 完成的时间, i, j 代表特定的目标, $\Delta t > 0$ 。

2 基于改进遗传算法的多目标分配

遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是模拟生物遗传进化的一种智能优化算法,包括染色体编码、种群初始化、适应度函数构造、遗传操作等基本步骤。遗传算法是基于自然选择和遗传机制的搜索技术,本质上是有导向的随机搜索算法,具有全局寻优能力、通用性、隐并行性、扩展性等特点,适合于解决最优化问题。但该算法存在早熟问题,容易导致搜索过程陷入局部最优。

对此,本章提出一种基于改进遗传算法求解多无人机多目标分配问题。在初始种群的构造中,以目标价值作为启发式信息,保证了初始种群性能的优越性,有助于加快搜索速度。利用罚函数的思想构造适应度函数,能够有效排除不符合约束条件的分配方案,大大提高了算法效率。在基本遗传算法中,如果变异后所产生的个体的适应度值较低,则无法循环到下一代。本章从变异操作产生的个体中挑选适应度较好的个体加入初始种群,有效保证了初始种群中的个体多样性,扩大了解的范围,避免迭代过程过早收敛,陷入局部最优解。

本章设计的改进遗传算法流程如图1所示。

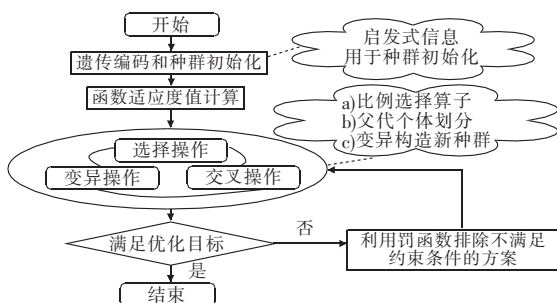


图1 改进遗传算法流程

下面具体从编码和种群初始化、适应度函数的构造以及遗传操作等步骤进行论述。

2.1 编码和种群初始化

以无人机与目标的对应关系,即每一种可能的分配方案表示染色体。以目标的价值属性作为启发式信息。例如,若有一目标较之其他目标而言具有很突出的价值,或者专家根据具体任务决定了目标的优先级,则优先执行此类目标。由启发式信息产生一部分初始种群,该类种群的适应度较好。另一方面,随机生成一部分种群以保证初始种群的多样性。通过这两种方式,希望能够获得具有多样性和高适应性的种群,加快进化过程,提高运算效率。

2.2 适应度函数的构造

适应度函数由目标函数确定,遗传算法利用其对个体进行量化评价,是衡量个体好坏的标准。本节首先利用罚函数的思想对约束条件进行处理,然后构造适应度函数。

2.2.1 罚函数法处理约束条件

在对约束条件进行处理时,通常可以采用搜索空间限定法、可行解变换法以及罚函数法^[11]。搜索空间限定法通过限制搜索空间以提高求解效率,但是要求所得的新个体在解空间中有对应的解,不适用于复杂多约束条件下的求解。可行解变换法对遗传编码与遗传操作没有特别的规定,但是运行效率低下。

为提高算法效率,本节利用罚函数的思想对约束条件进行处理。罚函数的基本思想是对于违反约束条件的个体,在计算适应度时除以一个罚函数,进而使个体的适应度值减小,遗传到下一代的概率也随之变小,在一定程度上减少了目标分配不合理的情况,提高了算法效率。

针对本章问题模型,对应具体的罚函数构造如下:

a) 无人机飞行距离约束。

若进行目标分配时,某架无人机飞行距离超过了最大飞行距离约束,则说明目标分配不合理。为了对此进行惩罚,对 $\text{Max } D$ 进行赋值,如式(11)所示。

$$\text{Max } D = \begin{cases} 0 & \text{true} \\ d & \text{false} \end{cases} \quad (11)$$

其中: true 表示没有违背最大距离约束; false 表示违背了最大距离约束; d 是个较大的正数,起到制约作用。

b) 无人机飞行时间约束。

与最大飞行距离约束类似,若进行目标分配时,某架无人机飞行时间超过了该架无人机最大飞行时间约束,则说明目标分配不合理。为了对此进行惩罚,对 $\text{Max } T$ 进行赋值,如式(12)所示。

$$\text{Max } T = \begin{cases} 0 & \text{true} \\ t & \text{false} \end{cases} \quad (12)$$

其中: true 表示没有违背最大时间约束; false 表示违背了最大时间约束; t 是个较大的正数。

c) 目标执行次序约束。

进行目标分配时,若没有按照目标执行顺序进行分配,则说明目标分配不合理。为了对此进行惩罚,对 Order 进行赋值,如式(13)所示。

$$\text{Order} = \begin{cases} 0 & \text{true} \\ r & \text{false} \end{cases} \quad (13)$$

其中: true 表示没有违背最大时间约束; false 表示违背了最大时间约束; r 是个较大的正数。

2.2.2 适应度函数的构造

针对本章多目标分配求最小代价问题,适应度函数构造如式(14)所示。

$$\text{Fitness}(x) = \begin{cases} m - F(x) & m > F(x) \\ 0 & m \leq F(x) \end{cases} \quad (14)$$

其中: m 是界限值常数,通过预估得到。

为了避免出现不满足飞行距离约束、飞行时间约束以及目标执行次序约束的分配情况,在适应度函数中添加惩罚项,进一步表示为

$$\text{Fitness}(x) = \begin{cases} m - F(x) - \text{Max } D - \text{Max } T - \text{Order} & m > F(x) + \text{Max } D + \text{Max } T + \text{Order} \\ 0 & m \leq F(x) + \text{Max } D + \text{Max } T + \text{Order} \end{cases} \quad (15)$$

2.3 遗传操作

在选择操作中,选择算子采用比例选择法,个体被选中概率与适应度值成正比。

在交叉操作中,将父代个体划分为两部分,以一定的概率交叉形成新个体。按适应度值大小对初始种群个体进行排序,选择适应度值较高的个体作为一部分父代,然后随机选择部分个体作为另一部分父代。对两部分父代进行交叉操作,产生的子代添加到种群当中,再将适应度值最低的个体舍弃,从而控制每次迭代过程中的种群规模。

在变异操作中,作用对象是单个父代个体,对父代个体的部分基因段进行变异操作。通过比较生成的(0,1)内的随机数与设定好的变异概率来决定是否执行变异算子。变异的过程是随机的,因此很多变异后的个体会被舍弃。为了增加变异个体在种群中存留的比例,在变异生成的新个体中选择最佳个体加入初始种群中。

2.4 运算量分析

首先设计初始化操作函数,该函数包括两部分:一部分是随机无人机和目标初始序列,另一部分由启发式信息产生。通过计算基因位,得到无人机序列 UOrder 和 TOrder。分三种情况,返回无人机与目标之间的代价矩阵 MC 。

选择操作即从当前群体中选择适应值高的个体作为父代的过程。本文采用比例选择法,各个个体被选择的概率与其适应度值成正比。群体规模为 N 的个体,个体 i 的适应度值为 F_i ,则该个体被选择的概率为

$$p = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^N F_i}$$

其中: F_i 由式(15)计算得到。显然,个体适应度值越大,则其被选中的概率就越大。由于式(15)中加入了罚函数以处理约束条件,即 $\text{Max } D$ 、 $\text{Max } T$ 和 Order ,能够排除部分不满足约束条件的情况,加快选择过程,减少运算量。其中 $\text{Max } D$ 、 $\text{Max } T$ 和 Order 根据式(11)~(13)分别计算。

交叉操作作为产生新个体的主要方式,在整个算法求解过程中起着关键作用。本文采用部分匹配交叉法。对于进行交叉操作的两个父代个体,随机生成两个交叉点,即为匹配区域,在该区域内进行交叉。

变异操作辅助产生新的个体,其运算直接决定了算法的局部搜索能力,并保持种群中个体的多样性。利用逆转变异算子,即随机地在个体中挑选逆转点,然后互换逆转点基因,即互换编码。

3 仿真和结果分析

3.1 分配方案求解

下面通过 MATLAB 仿真实验进行验证。首先构建无人机及目标所在区域内的飞行环境。二维环境计算简单,但是对环境的刻画不够真实,直接影响到目标分配的可靠性。为此,本节以标准数字高程模型数据为基础,并考虑雷达威胁因素,构

建了三维飞行环境。假定在目标分配前已知无人机以及目标的三维坐标。

表 1~4 是实验的初始参数设置。已知无人机和目标的三维坐标,以及每架无人机最大飞行距离和飞行时间。给定目标价值,目标的执行次序受目标价值影响。另外存在指定的目标间执行次序关系的情况。表 1 和 2 是无人机初始参数设置,表 3 和 4 是目标的初始参数设置。

表 1 $U = T$ 和 $U > T$ 时的无人机参数

无人机编号	三维坐标/km	最大飞行距离/km	最大飞行时间/min
1	(75,20,13)	500	50
2	(110,30,8)	700	70
3	(100,25,9)	600	60
4	(45,50,12)	600	60
5	(35,65,10)	650	65
6	(65,35,8)	610	61

表 2 $U < T$ 时的无人机参数

无人机编号	三维坐标/km	最大飞行距离/km	最大飞行时间/min
1	(75,20,13)	500	50
2	(110,30,8)	700	70
3	(100,25,9)	600	60
4	(45,50,12)	600	60

表 3 $U = T$ 和 $U < T$ 时的目标参数

目标编号	三维坐标/km	目标价值(0~10)	目标执行次序
1	(70,190,8)	5	
2	(65,110,8)	3	
3	(120,170,3)	8	[3 4],[5 2],
4	(100,175,3)	2	[6 4]
5	(160,180,3)	7	
6	(80,195,5)	7	

表 4 $U > T$ 时的目标参数

目标编号	三维坐标/km	目标价值(0~10)	目标执行次序
1	(70,190,8)	5	
2	(120,170,3)	8	[2 1],[4 1],
3	(100,175,3)	2	[1 3]
4	(160,180,3)	7	

为避免单次仿真实验中偶然因素的影响,对每一种情况进行 50 次仿真实验。 $U = T$ 时,实验的三维仿真结果如图 2 所示。其中球形表示环境中的雷达,钻石形标志表示无人机起始点位置,星号标志表示目标点的位置,它们之间的连线表示无人机飞行的航迹。图 3 为仿真结果的等高线图。其中雷达有效作用区域与地形数据相结合作为无人机飞行时的参考,表示在等高线图中。图 3 同时反映了目标分配的结果,即从无人机起始点到目标点之间的连线。目标分配方案如表 5 所示。

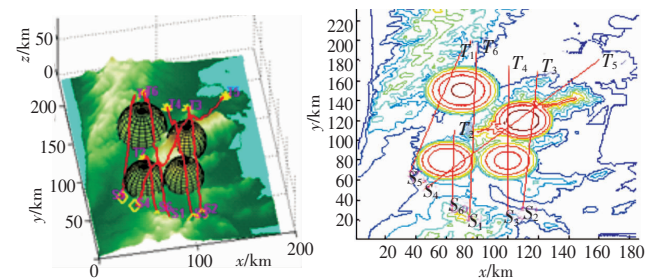


图 2 $U=T$ 时三维仿真结果

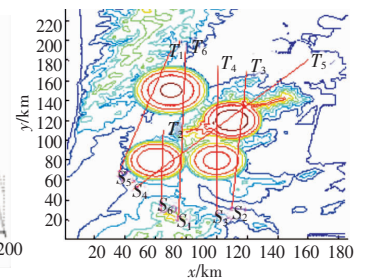


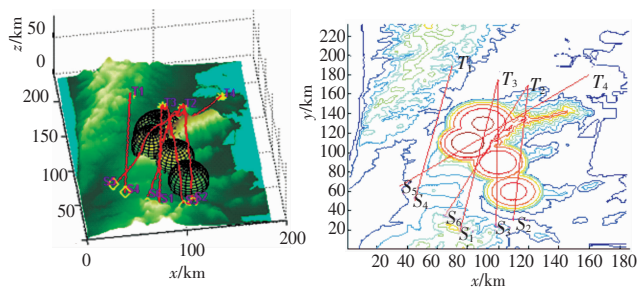
图 3 $U=T$ 时等高线图

表 5 $U = T$ 时的目标分配方案

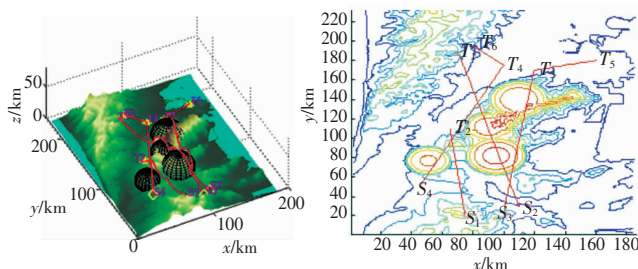
	无人机编号					
	1	2	3	4	5	6
目标编号	6	3	4	5	1	2

$U > T$ 时,实验的三维仿真结果如图 4 所示。图 5 为仿真结果的等高线图。表 6 为目标分配方案。

$U < T$ 时,实验的三维仿真结果如图 6 所示。图 7 为仿真结果的等高线图。表 7 为目标分配方案。

图4 $U > T$ 时三维仿真结果图5 $U > T$ 时等高线图表6 $U > T$ 时的目标分配方案

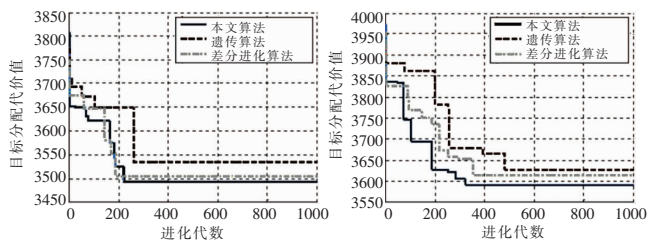
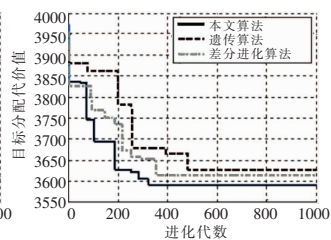
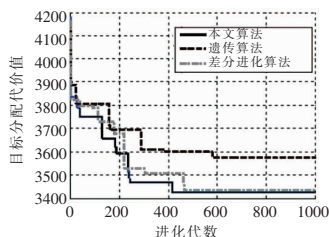
目标编号	无人机编号					
	1	2	3	4	5	6
目标编号	3	2	3	1	4	2

图6 $U < T$ 时三维仿真结果图7 $U < T$ 时等高线图表7 $U < T$ 时的目标分配方案

目标编号	无人机编号					
	2	1	3	4	3	4
目标编号	1	2	3	4	5	6

3.2 性能对比

设置相同的进化参数,分别在 $U = T$ 、 $U > T$ 和 $U < T$ 三种情况下,就所设计的改进遗传算法、遗传算法和差分进化算法进行实验。为避免单次仿真实验中偶然因素的影响,针对不同数量关系都进行 50 次仿真实验,记录最佳收敛值、平均收敛值以及平均运行时间。图 8~10 所示是迭代过程曲线图。

图8 $U = T$ 时算法迭代过程曲线图图9 $U > T$ 时算法迭代过程曲线图图10 $U < T$ 时算法迭代过程曲线图

从图 8~10 可以看出, $U = T$ 、 $U > T$ 和 $U < T$ 三种情况下算法收敛曲线趋势一致,在大约 300 代以后陆续收敛到最优值。迭代最后阶段曲线还有收敛的趋势,表明基于启发式信息的方法增加了算法避免陷入局部最优的能力。

表 8 表示在 $U = T$ 、 $U > T$ 和 $U < T$ 三种数量关系情况下,参数设置情况以及算法性能的结果对比。

综上所述,与基本遗传算法和差分进化算法相比,所提算

法具有更快的收敛速度,并且有效解决了算法早熟的问题,能收敛到更低的目标代价值,说明所提算法更适合解决多无人机多目标分配问题。

表8 $U = T$ 、 $U > T$ 和 $U < T$ 时算法性能比较

参数设置	运行结果								
	$U = T$			$U > T$			$U < T$		
	本文算法	遗传算法	差分进化算法	本文算法	遗传算法	差分进化算法	本文算法	遗传算法	差分进化算法
(无人机数量, 目标数量)	(6,6)	(6,6)	(6,6)	(6,4)	(6,4)	(6,4)	(4,6)	(4,6)	(4,6)
种群规模	50	50	50	50	50	50	50	50	50
最大迭代次数	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000	1000
交叉概率	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9
变异概率	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
最佳收敛值	3478.2	3521.4	3503.3	3573.6	3611.3	3596.2	3407.9	3559.8	3414.6
平均收敛值	3491.7	3539.3	3517.6	3594.1	3635.6	3618.3	3427.1	3583.2	3441.5
平均用时/s	49.671	67.231	48.924	213.961	276.73	231.66	112.422	137.23	123.64

4 结束语

本文主要研究了多无人机协同多目标分配问题,主要包括代价函数建模和目标分配两个步骤。在建模过程中,首先对无人机和目标的数量关系进行了分析,并且考虑了无人机的飞行时间、飞行距离以及损毁概率,使模型更具实用性。在目标分配过程中,设计了一种改进遗传算法。该算法在初始种群的构造中利用启发式信息,并通过变异操作产生了新的种群,保证了种群多样性。实验证明,该算法能有效避免早熟问题,在收敛速度、收敛值方面优于遗传算法和差分进化算法。

下一步将主要在本文工作的基础上研究多任务载荷情况下无人机的任务分配。另外,还可以考虑融入蜂群的概念,进一步研究智能优化算法在多无人机协同中的应用。

参考文献:

- [1] Shima T, Rasmussen S, Gross D. Assigning micro UAVs to task tours in an urban terrain[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2013, 15(4): 601-612.
- [2] Zengin U, Dogan A. Cooperative target tracking for autonomous UAVs in an adversarial environment[C]//Proc of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit. [S. l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2006.
- [3] Bertuccelli L, Choi H L, Cho P, et al. Real-time multiple-UAV task assignment in dynamic and uncertain environments[C]//Proc of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. [S. l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [4] Shaferman V, Shima T. Task assignment and motion planning for multiple UAVs tracking multiple targets in urban environments[C]//Proc of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference. [S. l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [5] 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.
- [6] 符小卫, 李建, 高晓光. 带通信约束的多无人机协同搜索中的目标分配[J]. 航空学报, 2014, 35(5): 1347-1356.
- [7] Hu Xiaoxuan, Ma Huawei, Ye Qingsong, et al. Hierarchical method of task assignment for multiple cooperating UAV teams[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 1000-1009.
- [8] Karaman S, Shima T, Frazzoli E. Effective task assignment for complex UAV operations using genetic algorithms[C]//Proc of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. [S. l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2009.
- [9] Hu Xiaoxuan, Cheng Jing, Luo He. Task assignment for multi-UAV under severe uncertainty by using stochastic multicriteria acceptability analysis[EB/OL]. http://dx. doi. org/10. 1155/2015/249825.
- [10] Washburn A, Kress M. Combat modeling[M]//International Series in Operations Research & Management Science. Berlin: Springer, 2009.
- [11] 雷英杰. MATLAB 遗传算法工具箱及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2014.