

## 多无人机协同多任务分配研究

尹高扬, 周绍磊, 祁亚辉  
(海军航空工程学院, 山东 烟台 264001)

**摘要:** 对多无人机协同多任务分配优化问题的目标函数构建进行研究。多无人机协同多任务分配模型的两个主要目标函数(无人机团队总飞行航程最小化和执行完所有任务时间最小化)都有各自的局限性,且两个指标函数存在利益冲突。通过为两个指标函数分配权重,建立融合两个指标函数的新指标函数,采用离散粒子群算法对协同多任务分配模型进行求解。通过调节权重的大小,可以适应不同的战场环境,使得两个指标函数都得到优化。仿真结果验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 无人机; 多任务分配; 离散粒子群优化; 权重

**中图分类号:** V249.122

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-637X(2017)01-0046-05

## Cooperative Multi-Task Assignment for Multiple UAVs

YIN Gao-yang, ZHOU Shao-lei, QI Ya-hui  
(Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** The cost function of cooperative multi-task assignment for multiple UAVs is studied. The two main objective functions for the multi-task assignment are minimum cumulative distance travelled by all the UAVs to perform the required tasks and minimum time for the UAV team to accomplish all the required tasks. Both of them have their own limits, and there are conflicts between them. On this basis, a weighted sum method is employed, and a new cost function that combining the above two performance criteria is established. By choosing different weight values, the intention of the operator can be reflected. The discrete particle swarm optimization algorithm is applied to solve the cooperative multi-task assignment problem. Simulation results demonstrated the feasibility of the proposed cost function and algorithm.

**Key words:** unmanned aerial vehicle; multi-task assignment; discrete particle swarm optimization; weight

### 0 引言

随着计算机技术、人工智能和通信技术的发展,无人机在民用和军事领域均得到了广泛的成功应用<sup>[1]</sup>。多无人机协同执行任务成为无人机技术发展的一个趋势<sup>[2]</sup>,多无人机协同执行广域搜索攻击任务是无人机执行复杂化、多样化、智能化任务的一个研究热点<sup>[3]</sup>。广域搜索攻击任务是无人机团队在划定战场区域内对目标进行协同搜索;对发现的疑似目标进行分类;对确认的目标执行攻击和毁伤评估任务。对同一个目标执行不同任务时具有复杂的时间和时序约束<sup>[4-5]</sup>。文献

[6]将该问题构造为一个具有 NP-hard 特性的组合优化问题,继而构建了协同多任务分配模型(CMTAP)。许多协同决策和控制的算法被用来对该模型进行求解,如树搜索算法<sup>[7]</sup>、混合整数线性规划算法<sup>[8]</sup>、蚁群算法<sup>[9]</sup>、遗传算法<sup>[10-11]</sup>等。

协同多任务分配模型有两个常用的目标函数:无人机团队总飞行航程最小和执行完所有任务时间最短。前者使得多无人机团体的燃油消耗最少,主要适用于打击低价值的固定目标,使得多无人机的目标搜索时间更长,对任务区域内的目标进行长时间压制与覆盖威胁,但仿真结果表明<sup>[6]</sup>,该目标函数会使得某个无人机比其他无人机执行更多的任务,甚至对距离目标较远的无人机不分配任务;后者使得多无人机完成所有任务的总时间最短,主要用于对付时间敏感目标的场景,但仿真结果表明,该目标函数将会使得除了最后完成任务(航迹最长)的无人机之外的无人机航程

收稿日期:2016-02-04

修回日期:2016-10-31

基金项目:航空基金(20135184007)

作者简介:尹高扬(1987—),男,湖南湘潭人,博士生,研究方向为导航、制导与控制。

变长,这两个目标函数是存在利益冲突的。实际战场环境中,时间敏感目标和低价值固定目标是同时存在的,无人机在尽快完成任务的同时也要尽量节省燃油消耗。本文通过为两个指标函数分配权重,建立了融合两个指标函数的新指标函数,在 CMTAP 模型的原有约束下,增加了弹药消耗约束,并采用离散粒子群算法对模型进行了求解。

## 1 协同多任务分配模型

### 1.1 问题描述

广域搜索攻击场景下,假定无人机团队或者侦察平台在划定目标区域内搜索到  $N_r$  个疑似目标,需要在目标区域内的  $N_v$  个无人机对发现的疑似目标先后执行分类、攻击与毁伤评估 3 类不同任务。令无人机需要执行的任务集合为  $T = \{T_1, \dots, T_{N_c}\}$ , 其中,  $N_c$  为无人机执行各类任务的总数量,  $N_c = N_r \times 3$ 。

### 1.2 任务约束

在文献[6]构建的 CMTAP 模型中,多类复杂约束主要包括任务时序约束、任务协同约束和航路可飞性约束。

任务时序约束是指对各目标的分类、攻击和毁伤评估任务具有执行的先后顺序。假定对疑似目标  $i$  执行分类、攻击和毁伤评估的时刻依次为  $t_{\text{Classify}}(i)$ ,  $t_{\text{Attack}}(i)$  和  $t_{\text{Verify}}(i)$ , 则必须满足

$$t_{\text{Classify}}(i) < t_{\text{Attack}}(i) < t_{\text{Verify}}(i) \quad (1)$$

任务协同约束是指多无人机对同一目标的不同任务都只能执行一次,即同一个目标不能被执行两次分类、攻击与毁伤评估任务。设  $x_{i,j} \in \{0,1\}$  为决策变量,当分配无人机  $i$  执行任务  $j$  时,  $x_{i,j}$  的值为 1, 否则,其值为 0。因而任务协同约束可表述为

$$\sum_{i=1}^{N_v} x_{i,j} = 1 \quad j = 1, 2, \dots, N_c \quad (2)$$

航路可飞性约束是指所有无人机执行任务的连续航路都是安全可行的,根据生成的预估航路,多无人机能够实现安全协同飞行。

考虑到无人机携带的弹药是有限的,本文在文献[6]提出的多类约束条件下,增加了弹药消耗约束,即无人机对目标执行攻击任务的次数约束。假定执行任务分配时刻,无人机  $i$  当前剩余载弹量为  $N_i$ ,则需要满足

$$N_{\text{Attack}}(i) \leq N_i \quad (3)$$

式中,  $N_{\text{Attack}}(i)$  为无人机  $i$  执行攻击任务的次数。

### 1.3 优化目标函数

无人机协同多任务分配是在满足上述众多约束条件的前提下,使得多无人机的总体作战效能达到最高,而衡量协同作战效能的主要指标是无人机团队总的飞

行航程(即燃油消耗)和无人机团队完成所有任务的时间。因此,评价无人机协同多任务分配方案优劣的重要指标主要包括以下两个部分。

1) 多无人机总飞行航程数最短指标。

多无人机执行任务的燃油消耗与无人机团队执行任务的总飞行航程成正比。设  $L_{\text{plan},i}$  为无人机  $i$  执行完其任务集合序列中所有任务的总航程,则多无人机的总飞行航程最小指标可表示为

$$\min J_1 = \sum_{i=1}^{N_v} L_{\text{plan},i} = \sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{N_{mi}} R_k^{(i)} \quad (4)$$

式中:  $N_{mi}$  为无人机  $V_i$  的任务集合序列中的任务总数;  $R_k^{(i)}$  为无人机  $V_i$  在第  $k$  个任务阶段的飞行航程。本文采用 Dubins 最短路径<sup>[12]</sup>对  $R_k^{(i)}$  进行求解。

2) 无人机团队完成所有任务的时间最小指标。

通过使无人机团队完成对目标群执行所有任务的时间最小化,多无人机可以对划定目标区域内的疑似目标进行快速分类与打击。任务分配序列中航程最长的无人机决定了无人机团队完成所有任务的时间,因而多无人机执行完所有任务的时间最短指标可表示为

$$\min J_2 = \max_{i \in V} L_{\text{plan},i} = \max_{i \in V} \left( \sum_{k=1}^{N_{mi}} R_k^{(i)} \right) \quad (5)$$

假定无人机的速度是恒定的,则无人机执行任务的时间与航程成正比。根据多无人机总航程最短指标和执行完所有任务的时间最短指标,多无人机协同多任务分配的新性能指标函数设计为

$$\min J = \omega_1 \cdot \max_{i \in V} \left( \sum_{k=1}^{N_{mi}} R_k^{(i)} \right) + \omega_2 \cdot \frac{\sum_{i=1}^{N_v} \sum_{k=1}^{N_{mi}} R_k^{(i)}}{N_v} \quad (6)$$

式中,  $\omega_1, \omega_2$  为权系数,反映了每个子目标的重要程度,  $\omega_1, \omega_2 \in [0,1]$ ,  $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

## 2 基于离散粒子群算法的模型求解

在搜索空间中,每一个粒子都表示一个完整的协同多任务指派,即  $N_c$  个无人机-目标任务对。因此,采用文献[6]的矩阵编码方式来构建粒子,即用一个 2 行  $N_c$  列的矩阵表示粒子。矩阵的第 1 行表示被分配任务的指定无人机,第 2 行表示被执行不同任务的指定目标。各目标在第 2 行出现的次数与对目标执行的任务类型数相对应。因而,目标在矩阵第 2 行出现第 1 次(从左到右)表示其第 1 行对应的无人机(矩阵同一列)对其执行分类任务,第 2 次出现为被执行攻击任务,第 3 次出现为被执行毁伤评估任务。

粒子群算法的本质机理是粒子所代表的解通过在连续空间中自身位置的变化和跟随个体极值及全局极值进行更新,完成对问题解空间的随机局部搜索和全

部搜索<sup>[13]</sup>。基本粒子群算法的速度和位置更新算子不适用于协同多任务分配这样的离散域组合优化问题。本文在离散问题空间中重新定义了粒子位置和速度的更新规则及策略<sup>[14]</sup>,即

$$X_i(t+1) = c_2 \otimes F_3(c_1 \otimes F_2(\omega \otimes F_1(X_i(t)), P_i(t)), P_g(t)) \quad (7)$$

式中: $X_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN_c})$ 为粒子*i*在第*t*次迭代中的位置; $P_i(t) = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN_c})$ 为粒子*i*在第*t*次迭代中的个体极值; $P_g(t) = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN_c})$ 表示全局极值; $\omega$ 表示惯性权重; $c_1, c_2$ 表示非负的加速系数; $F_1(X_i(t))$ 是关于 $X_i(t)$ 的函数,对应于粒子本身速度对其位置变化的影响; $F_2(X_i(t), P_i(t))$ 表示粒子 $X_i(t)$ 对其个体极值的学习; $F_3(X_i(t), P_g(t))$ 表示粒子 $X_i(t)$ 对全局极值的学习。粒子的更新按照以下步骤进行。

1) 粒子由于自身速度引起的位置变化。它被定义为概率为 $\omega$ 的目标置换操作,即

$$\phi_i(t) = \omega \otimes F_1(X_i(t)) = \begin{cases} F_1(X_i(t)) & rand() < \omega \\ X_i(t) & rand() \geq \omega \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\phi_i(t)$ 为临时变量 $rand()$ 产生一个 $[0,1]$ 区间的随机数。如果 $rand() < \omega$ ,则产生两个 $[1, N_T]$ 区间的目标随机数 $a$ 和 $b, a \neq b$ 。然后将粒子矩阵 $X_i(t)$ 第2行上的 $a$ 和 $b$ 进行互换,即将对目标随机数 $a$ 和 $b$ 执行分类、攻击和毁伤评估的无人机进行互换。如果 $rand() \geq \omega$ ,则 $\phi_i(t) = X_i(t)$ 。

2) 粒子根据个体极值调整自身的位置。它被定义为概率为 $c_1$ 的交叉操作,即

$$\psi_i(t) = c_1 \otimes F_2(\phi_i(t), P_i(t)) = \begin{cases} F_2(\phi_i(t), P_i(t)) & rand() < c_1 \\ \phi_i(t) & rand() \geq c_1 \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\psi_i(t)$ 为临时变量。 $rand()$ 产生一个 $[0,1]$ 区间的随机数,如果 $rand() < c_1$ ,则产生一个 $[1, N_c]$ 区间的随机数 $c$ 。然后将置换操作后的粒子矩阵 $\phi_i(t)$ 的第1列到第 $c$ 列与个体极值矩阵 $P_i(t)$ 的第1列到第 $c$ 列进行交叉操作,即将置换后的粒子矩阵中前 $c$ 个无人机-目标对与个体极值矩阵中前 $c$ 个无人机-目标对进行互换。如果 $rand() \geq c_1$ ,则 $\psi_i(t) = \phi_i(t)$ 。

3) 粒子根据全局极值调整自身的位置。它被定义为概率为 $c_2$ 的交叉操作,即

$$X_i(t+1) = c_2 \otimes F_3(\psi_i(t), P_g(t)) = \begin{cases} F_3(\psi_i(t), P_g(t)) & rand() < c_2 \\ \psi_i(t) & rand() \geq c_2 \end{cases} \quad (10)$$

式中, $rand()$ 产生一个 $[0,1]$ 区间的随机数。如果 $rand() < c_2$ ,则产生一个 $[1, N_c]$ 区间的随机数 $d$ 。将置换操作后得到的粒子矩阵 $\psi_i(t)$ 的第1列到第 $d$ 列与全局极值矩阵 $P_g(t)$ 的第1列到第 $d$ 列进行交叉操作,即

将置换后的粒子矩阵中前 $d$ 个无人机-目标对与全局极值矩阵中前 $d$ 个无人机-目标对进行互换。如果 $rand() \geq c_2$ ,则 $X_i(t+1) = \psi_i(t)$ 。

### 3 仿真实验

通过仿真分析了协同多任务分配模型的新指标函数和离散粒子群算法的有效性。假定仿真中有4架无人机和7个目标,计算机配置为主频2.5 GHz, Intel Core i5-4200M处理器。

#### 3.1 仿真参数

多无人机的初始位姿和弹药约束如表1所示,目标位置如表2所示。

表1 无人机初始位姿和弹药约束

Table 1 Initial pose and munition limits of UAV

无人机	位置/km	航向/(°)	弹药数
UAV1	(25,36)	315	3
UAV2	(65,65)	135	3
UAV3	(38,47)	0	1
UAV4	(32,25)	90	2

表2 目标位置

Table 2 Position of target

目标	1	2	3	4	5	6	7
X/km	50	30	45	54	30	74	70
Y/km	74	40	45	54	30	74	50

仿真中:最大迭代次数和粒子种群数量分别为50和1000;粒子的维度为 $N_c = 21$ ;  $\omega$ 随着迭代进行从0.9到0.4线性递减; $c_1$ 随着迭代进行从0.95到0.35线性递减; $c_2$ 随着迭代进行从0.35到0.95线性递增;无人机的最小转弯半径为2 km;无人机的速度为100 m/s。

#### 3.2 仿真结果及分析

仿真1 为了验证本文提出的新指标函数的有效性,首先考虑偏重打击低价值固定目标的情形。将多无人机总航程最短指标( $\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$ )与权重选取为 $\omega_1 = 0.05, \omega_2 = 0.95$ 的新指标函数的仿真结果进行对比分析。两种指标函数下,各无人机从初始位姿到完成各自的任务指派的航迹如图1所示;各无人机的航迹长度代价随迭代次数的变化曲线如图2所示;仿真结果对比如表3所示。

表3 仿真结果对比(仿真1)

Table 3 Comparison of results (Simulation 1)

权重	各无人机航程/km			
	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
$\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$	53.013	134.88	32.42	65.695
$\omega_1 = 0.05, \omega_2 = 0.95$	65.974	92.574	62.573	65.695

由图1可知,本文所提新指标函数满足无人机的航迹可飞行性约束;由表3可知,多无人机总航程最短

指标( $\omega_1 = 0, \omega_2 = 1$ )使得无人机团队总的燃油消耗(航程)最少,无人机团队总航程为 286.008 km。然而,该指标函数使得 UAV2 执行了远多于其他无人机的任务数量(9 个),UAV3 只执行了 3 个任务。本文提出的新指标函数( $\omega_1 = 0.05, \omega_2 = 0.95$ )使得无人机团体执行完所有任务的时间大大降低,(925.74 s 对比 1348.8 s),而无人机团队总的燃油消耗只比总航程最短指标下略微多一点(286.816 km 对比 286.008 km),各无人机之间执行的任务数量比较均衡。新指标函数下的任务分配结果如表 4 所示。

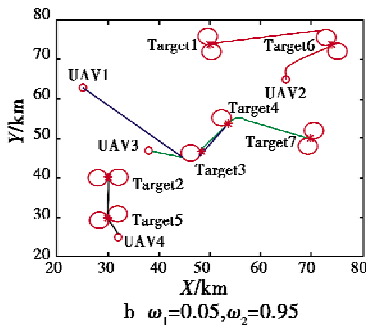
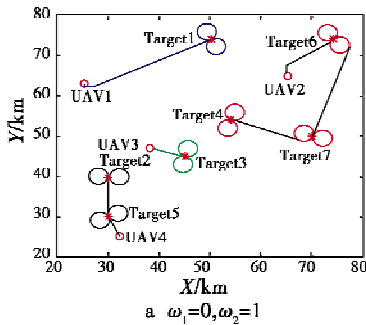


图 1 各无人机航迹(仿真 1)

Fig. 1 Trajectories of each UAV (Simulation 1)

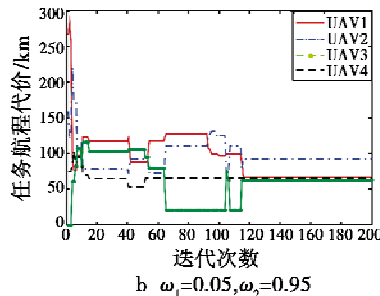
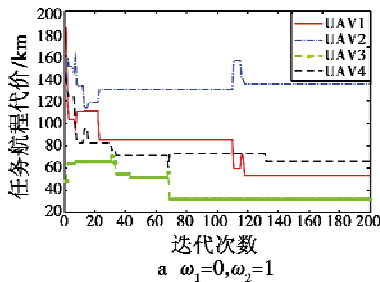


图 2 无人机航迹长度代价(仿真 1)

Fig. 2 UAV distance cost (Simulation 1)

表 4 协同多任务分配结果(仿真 1)

Table 4 Results of cooperative multi-task assignment (Simulation 1)

无人机	任务序列	攻击次数
UAV1	Target3 (A, 26.907) → Target3 (V, 39.473) → Target4 (A, 53.404) → Target4 (V, 65.974)	2
UAV2	Target6 (C, 14.056) → Target6 (A, 26.622) → Target6 (V, 39.189) → Target1 (C, 67.442) → Target1 (A, 80.008) → Target1 (V, 92.574)	2
UAV3	Target3 (C, 7.287) → Target4 (C, 20.456) → Target7 (C, 37.44) → Target7 (A, 50.007) → Target7 (V, 62.573)	1
UAV4	Target5 (C, 5.405) → Target5 (A, 17.972) → Target5 (V, 30.538) → Target2 (C, 40.562) → Target2 (A, 53.129) → Target2 (V, 65.695)	2

C - 分类, A - 攻击, V - 毁伤评估

仿真 2 考虑偏重打击时敏目标的情形。将多无人机执行完所有任务时间最短指标( $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$ )与权重选取为  $\omega_1 = 0.95, \omega_2 = 0.05$  的新指标函数的仿真结果进行对比分析。两种指标函数下,各无人机从初始位姿到完成各自的任务指派的航迹如图 3 所示;各无人机的航迹长度代价随迭代次数的变化曲线如图 4 所示;仿真结果对比如表 5 所示。

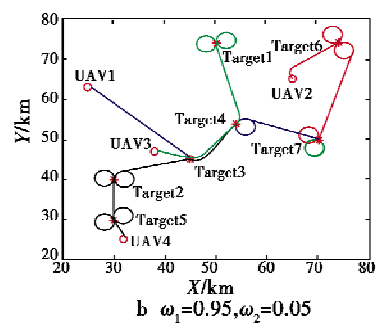
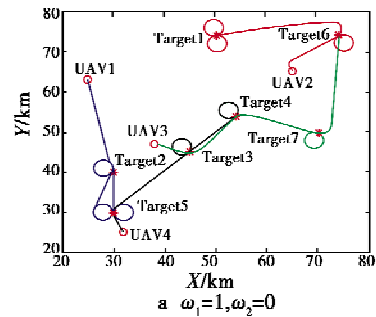


图 3 各无人机航迹(仿真 2)

Fig. 3 Trajectories for each UAV (Simulation 2)

表 5 仿真结果对比(仿真 2)

Table 5 Comparison of results (Simulation 2)

权重	各无人机航程/km			
	UAV1	UAV2	UAV3	UAV4
$\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$	75.792	80.008	75.94	81.923
$\omega_1 = 0.95, \omega_2 = 0.05$	70.504	79.558	66.223	82.147

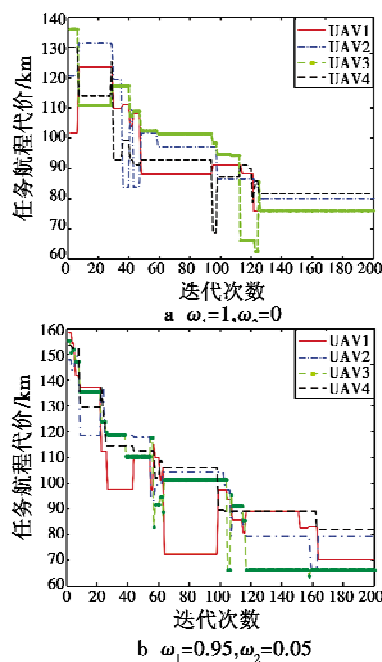


图4 各无人机航迹长度代价(仿真2)

Fig. 4 UAV distance cost (Simulation 2)

由图3可知,本文所提新指标函数满足无人机的航迹可飞行性约束;由表5可知,多无人机完成所有任务时间最短指标( $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0$ )使得多无人机执行完任务序列集合的时间最少,任务完成时间为 UAV4 完成其指派任务的时间(819.23 s),然而,该指标函数使得其他无人机的航程变长,多无人机的总航程为 313.663 km。本文提出的新指标函数( $\omega_1 = 0.95, \omega_2 = 0.05$ )使得无人机团体的总航程大大降低,(298.432 km 对比 313.663 km),而无人机团队完成所有任务的时间只比无人机团队完成所有任务时间最短指标下略微多一点(821.47 s 对比 819.23 s)。新指标函数下的协同多任务分配结果如表6所示。

表6 协同多任务分配结果(仿真2)

Table 6 Results of cooperative multi-task assignment (Simulation 2)

无人机	任务序列	攻击次数
UAV1	Target3 (A, 26.907) → Target4 (A, 40.842) → Target4 (V, 53.408) → Target7 (A, 70.504)	3
UAV2	Target6 (C, 14.056) → Target6 (A, 26.622) → Target6 (V, 39.189) → Target7 (C, 66.992) → Target1 (V, 79.558)	1
UAV3	Target3 (C, 7.287) → Target4 (C, 20.456) → Target1 (C, 41.09) → Target1 (A, 53.657) → Target1 (V, 66.223)	1
UAV4	Target5 (C, 5.405) → Target5 (A, 17.972) → Target5 (V, 30.538) → Target2 (C, 40.562) → Target2 (A, 53.129) → Target2 (V, 65.695) → Target3 (V, 82.147)	2

C - 分类, A - 攻击, V - 毁伤评估

#### 4 结束语

本文对多无人机协同多任务分配模型的指标函数

构建进行了研究,并且采用离散粒子群算法对该模型进行求解。针对常用的两个指标函数局限于特定目标场景、且得出的多任务分配结果具有一定的局限性的问题,采用加权的办法将两个指标函数进行融合,使得在不同的目标场景下,通过选取合适的权重系数,使两个指标函数都能得到满足,多无人机团队的协同性能也得到了显著提高。仿真结果表明,本文提出的新指标函数和离散粒子群算法能够有效解决多无人机协同多任务分配问题。

#### 参考文献

- [1] RASMUSSEN S, SHIMA T. UAV cooperative decision and control: challenges and practical approaches [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.
- [2] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报, 2014, 35(3): 593-606.
- [3] SCHUMACHER C, CHANDLER P R. Task allocation for wide area search munitions [C] // Proceedings of the American Control Conference, 2002: 1917-1922.
- [4] SCHUMACHER C, CHANDLER P R. Task allocation for wide area search munitions via network flow optimization [C] // AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2001: 1-8.
- [5] 沈林成, 牛轶峰, 朱华勇. 多无人机自主协同控制理论与方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [6] SHIMA T, RASMUSSEN S J, SPARKS A G, et al. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms [J]. Computers and Operations Research, 2005, 33: 3252-3269.
- [7] RASMUSSEN S J, SHIMA T. Branch and bound tree search for assigning cooperating UAVs to multiple tasks [C] // Proceedings of the American Control Conference, 2006: 2171-2176.
- [8] SCHUMACHER C, CHANDLER P R, PACTER M, et al. UAV task allocation with time constraints via mixed-integer linear programming [C] // Proceedings of the AIAA Unmanned Unlimited Conference, 2004: 1-13.
- [9] 苏菲, 陈岩, 沈林成. 基于蚁群算法的无人机协同多任务分配 [J]. 航空学报, 2008, 29(s1): 184-191.
- [10] EDISON E, SHIMA T. Integrated task assignment and path optimization for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms [J]. Computers & Operations Research, 2011(38): 340-356.
- [11] DENG Q B, YU J Q, WANG N F. Cooperative task assignment of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles using a modified genetic algorithm with multi-type

(下转第75页)

分别对表1~表3中部分捕获结果进行对比,可以计算在一个伪码周期内,每个码元的采样点数为38192/1023,抽取后的每个码元的采样点数为9548/1023,利用这两个采样点可以换算得到实际的伪码相位。表1中:21号卫星未经转换的伪码相位为13404,转换为实际伪码相位为359.04码元;22号卫星未经转换的伪码相位为6288,转换为实际伪码相位为168.43码元。表2中:卫星未经转换的21号卫星伪码相位为3401,转换为实际伪码相位为364.39码元;22号卫星未经转换的伪码相位为1622,实际伪码相位为173.79码元。表3中:21号卫星未经转换的伪码相位为3351,实际码相位为359.04码元;22号卫星未经转换的伪码相位为1572,实际伪码相位为168.42码元。

表3 数字下变频补偿输出信号捕获结果

Table 3 Acquisition results of DDC after compensation

卫星编号	捕获频率/Hz	多普勒频移/Hz	伪码相位
21	9.42438E+3	-576	3351
22	1.16917E+4	1692	1572
15	1.19193E+4	1919	9080
18	1.02439E+4	244	5181
26	7.01138E+3	-2989	6707
6	6.31024E+3	-3690	7051
9	1.28390E+4	2839	1174
3	1.19011E+4	1901	8554

从以上分析可看出,传统数字下变频方式捕获到的卫星信号在多普勒频移为负时,多普勒频移丢失捕获到的多普勒频移已经远远超出了载体相对运动产生的多普勒频移范围,伪码相位未转换之前对比表1~表3中的数据印证了前文的推断,表3中抽取后捕获到的正确码相位就是抽取前的1/4,对比表1、表2,表2中,未补偿捕获到的伪码相位相比原始信号伪码相位具有5.35个码元相位延迟。而数字下变频补偿后的信号能够保证码相位正确,由于舍入误差等计算原因,多普勒频移相比原始输入数据的捕获结果有2 Hz的偏差。

## 5 结束语

本文通过分析数字下变频结构以及特性,设计了

一种传统数字下变频带来的多普勒频移丢失以及相位延迟补偿方案,通过GNSS信号捕获实验进行验证表明,本文提出的方法能够有效补偿多普勒频移丢失与信号相位延迟问题。

## 参考文献

- [1] 杨亮,郭佩,秦红磊. 射频直接采样多频GNSS信号采集系统的实现[J]. 电讯技术,2011,51(8):51-55.
- [2] TSENG C H, CHOU S C. Direct down conversion of multi-band RF signals using bandpass sampling[J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2006, 5(1):72-76.
- [3] 张永慧,高西全,卢朝阳. 中频数字化处理的关键技术[J]. 计算机工程,2003,29(13):1-3.
- [4] 齐晓辉,王峰,金涛,等. 多通道中频采样数字下变频应用技术研究[J]. 科学技术与工程,2013,13(7):1821-1826.
- [5] 王晓东,甘森,王小锐,等. BPSK-PM深空通信信号载波捕获方案[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2011,12(1):64-67.
- [6] 陈铮,曲秀杰,李炳沂,等. 一种雷达数字中频接收机处理方法与实现[J]. 电波科学学报,2014,29(6):1212-1218.
- [7] GEORGE J T, ELLIAS E. Reconfigurable channel filtering and digital down conversion in optimal CSD space for software defined radio[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(4):312-321.
- [8] HUANG L, LI R, CHEN D, et al. Photonic downconversion of RF signals with improved conversion efficiency and SFDR[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2016, 28(8):880-883.
- [9] 谢钢. GPS原理与接收机设计[M]. 北京:电子工业出版社,2011.
- [10] 陈祝明. 软件无线电技术基础[M]. 北京:高等教育出版社,2007.
- [11] 伏燕军,程强强,于润桥,等. 信号FIR数字滤波器后相位延迟的消除[J]. 计算机工程与应用,2012,48(7):146-149.
- [12] DUBINS L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal position[J]. American Journal of Math, 1957, 79(3):497-516.
- [13] 雷秀娟. 群智能优化算法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2012.
- [14] 叶文,朱爱红,欧阳中辉,等. 基于混合离散粒子群算法的多无人作战飞机协同目标分配[J]. 兵工学报,2010,31(3):331-335.

(上接第50页)

- genes[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2013, 26(5):1238-1250.
- [12] DUBINS L E. On curves of minimal length with a constraint on average curvature, and with prescribed initial and terminal position[J]. American Journal of Math,