

引用格式:张耀中,陈岚,张蕾,等.一种改进CSA算法的UAV多任务区侦察决策问题研究[J].电光与控制,2018,25(5):1-6. ZHANG Y Z, CHEN L, ZHANG L, et al. An improved CSA algorithm for UAV multi-task area reconnaissance decision-making[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(5):1-6.

## 一种改进CSA算法的UAV多任务区侦察决策问题研究

张耀中, 陈岚, 张蕾, 谢松岩  
(西北工业大学电子信息学院, 西安 710129)

**摘要:** 针对不确定性环境下的多任务区遍历侦察决策问题, 将整个任务执行过程分为两个阶段, 首先根据侦察任务区的信息及UAV自身性能, 采用离散布谷鸟搜索算法解决侦察路径最优化问题, 使遍历侦察全部任务区的航路最短。然后根据任务载荷及待侦察任务区的特性, 在确保遍历侦察全部任务区及满足最小侦察收益的前提下, 利用改进的布谷鸟搜索算法为每个待侦察任务区分配最优的任务侦察时间, 从而使整个侦察任务过程的信息收益最大化。最后通过仿真验证了决策方案的有效性和可行性, 通过与传统遗传算法的对比分析, 证明改进的布谷鸟搜索算法对此类侦察决策问题的运行效率与传统遗传算法相比有较大提高, 从而为UAV多任务区的最优化遍历侦察问题提供了科学的决策依据。

**关键词:** UAV; 航路规划; 侦察收益; 布谷鸟算法; 离散布谷鸟算法

**中图分类号:** TP311.5 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.05.001

## An Improved CSA Algorithm for UAV Multi-task Area Reconnaissance Decision-Making

ZHANG Yao-zhong, CHEN Lan, ZHANG Lei, XIE Song-yan

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:** The multi-task area reconnaissance decision-making problem in an uncertain environment is considered, and the entire task-performing process is divided into two stages. According to the information of reconnaissance task areas and the performance of the UAV itself, a discrete Cuckoo Search Algorithm (CSA) is adopted to solve the reconnaissance route optimizing problem, so that the reconnaissance path of the entire task area is the shortest. Then, according to the characteristics of the task load and the reconnaissance task area, and under the premise of ensuring the reconnaissance of the entire task area and the minimum reconnaissance gains, the improved CSA is used to allocate the optimal task reconnaissance time for each reconnaissance task area, so that the information gains in the entire reconnaissance process is the maximum. Simulation results have proved the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm. Compared with classic genetic algorithms, the improved CSA has a higher operating efficiency on such reconnaissance decision-making problems. It provides a reference for the scientific decision-making of UAV multi-task area reconnaissance optimizing problem.

**Key words:** Unmanned Aerial Vehicle (UAV); route planning; reconnaissance gains; Cuckoo Search Algorithm (CSA); Discrete Cuckoo Search Algorithm (DCSA)

### 0 引言

由于UAV具有较低的应用成本和较好的机动性, 使其成为战场上被广泛使用的一种侦察手段。UAV可以在“危险、恶劣、枯燥”的任务环境中替代有人机执行战场侦察任务<sup>[1]</sup>。UAV任务侦察一般是指通过UAV所携带的任务载荷, 来获取特定任务区域内情报信息的过程<sup>[2]</sup>。如何在UAV执行侦察任务前进行最

收稿日期:2017-05-22

修回日期:2018-01-06

基金项目:航空科学基金(2016ZC53031);西北工业大学研究生创意创新种子基金(Z2017144);中央高校基本科研业务费专项资金(3102017jghk02012)

作者简介:张耀中(1974—),男,河南舞阳人,博士,副教授,研究方向为智能化火控原理、综合航电系统建模与仿真、无人机任务规划等。

优的任务规划,从而有效提高 UAV 的任务执行效率已经成为该领域中的一个研究热点问题,受到了诸多研究者的关注。如文献[3]在考虑三维任务环境和禁飞区限制的条件下,给出了一种基于改进的遗传算法求解方案来进行多 UAV 的路径规划,从而获得对目标区域的最大侦察信息;文献[4]提出了一种基于改进的自适应进化多目标优化算法来进行多 UAV 协同任务侦察,取得了良好的任务侦察效果。

通过分析大量的文献可以看出,目前研究者一般侧重于任务的航路规划和侦察搜救问题,大多未考虑 UAV 携带特定侦察载荷时的侦察信息收益最大化问题,该问题在很多应用场景中具有相应的实际意义。在高度复杂的战场环境中、震后的灾情分析中或大面积海域的海情侦察与搜索中,一般都有大量的热点区域需要 UAV 携带特定侦察载荷去执行信息收集任务。由于 UAV 所携带任务载荷的工作时间及能力都是有限的,通常难以完成对全部任务区的完全信息侦察,因此,如何能够快速有效地完成对所有任务区的非完全信息遍历侦察是本文的研究内容。本文提出一种将仿生智能算法——布谷鸟搜索算法<sup>[5-7]</sup>应用于 UAV 多任务区的协同侦察问题,很好地解决了对该类问题求解的快速性和有效性,从而为实际应用提供了决策依据<sup>[8-10]</sup>。

## 1 问题描述

在战场中的情报收集、震区灾情搜集与救援以及广域海上搜救等诸多任务中,经常需要单架 UAV 对任务区中多个感兴趣的区域进行信息侦察。由于 UAV 的性能、携带载荷的有效工作时间及载荷的工作能力都是受限的,如何规划出最优的任务路径,同时规划出载荷在各个感兴趣区域的工作时间对整个侦察任务的完成效果都有极大的影响<sup>[11-12]</sup>。设定任务场景中存在  $N$  个感兴趣的待侦察区域,如图 1 所示。

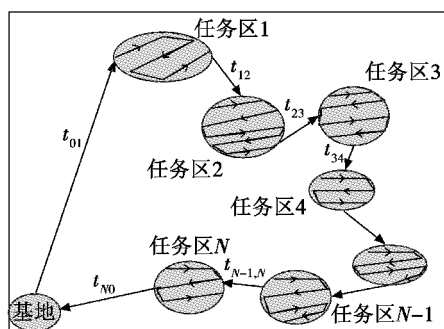


图1 UAV多任务区侦察规划示意图

Fig.1 Reconnaissance planning of UAV multi-task area

图中, $t_{ij}$ 表示从任务区  $i$  到任务区  $j$  的任务飞行时间,其中, $i=0$  时表示基地。假定  $N$  个待侦察任务区的位置、范围及所需任务载荷均为已知,则对任务区的侦察

信息收益就主要体现在 UAV 所获取的侦察情报,通常侦察情报的获得主要由 UAV 在该任务区内载荷的工作时间决定,载荷工作时间越长,所获得的对该任务区的情报信息就越多。通过研究,本文引入对任务区的侦察信息确定性指标来度量任务载荷的侦察信息收益,通常在 UAV 进入预定任务区之前对该任务区的先验情报信息为 0,随着侦察载荷工作时间的增加,对该任务区的信息确定性度量值将逐渐增加,当该任务区的信息确定性指标接近 1 时就完成对该任务区的完全信息侦察。通常 UAV 在侦察过程中由于续航时间及载荷持续工作时间等的约束,难以完成对全部任务区的完全信息侦察,通常也没有必要进行完全信息侦察。因此,如何在满足相应约束条件下使 UAV 对所有待侦察任务区综合侦察信息确定性指标达到最大化是本文要解决的问题。

## 2 布谷鸟搜索算法(CSA)

在 UAV 执行对多任务区的侦察问题中,对感兴趣任务区的传感器工作时间分配问题属于连续时间约束的非线性规划问题,是典型的 NP Hard 问题。由英国剑桥大学 YANG 等提出的布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search Algorithm, CSA)在解决该类问题时表现出了较好的计算性能,因此,选择 CSA 进行相应的改进来求解该问题。

### 2.1 CSA 介绍

CSA 主要是基于北美一种布谷鸟的寄生孵化行为,并采用 Lévy 飞行的随机游走进化策略<sup>[5]</sup>来进行最优解的获取。该算法设计了 3 条基本规则:1) 每只布谷鸟每次只能产下一枚蛋,同时布谷鸟随机地选取一个其他种类的鸟巢进行寄生孵化;2) 具有最优性能的鸟巢会被保存到进化过程的下一代;3) 用来寄生孵化的鸟巢数目固定,设宿主鸟发现外来鸟蛋的概率为  $p_a$ ,假如宿主鸟发现了外来鸟蛋,则宿主鸟或抛弃这个蛋,或抛弃该鸟巢,并寻找新的位置重建鸟巢。该进化算法操作简单,只需设置鸟巢数量  $n$  和宿主鸟发现外来鸟蛋概率  $p_a$  两个参数。

CSA 的进化过程主要包括最优鸟巢的选择、局部随机扰动、全局 Lévy 飞行随机选择 3 个过程<sup>[7]</sup>。

1) 最优巢穴的选择。在算法迭代过程中,保留当前代中性能最好的巢穴直接进入下一代种群中,以保证算法的迭代性能,类似于遗传算法中的精英保留主义。

2) CSA 的局部随机扰动。算法进化过程中叠加随机扰动,保证种群的多样性。局部随机扰动过程为

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \times s \oplus H(p_a - \varepsilon) \otimes (x_j' - x_k') \quad (1)$$

式中: $x_j'$  和  $x_k'$  为两个随机序列; $H(u)$  为海维赛德函数; $\varepsilon$  为随机数; $s$  为步长。

3) 采用 Lévy 飞行过程进行算法迭代。

算法的迭代进化过程采用全局 Lévy 飞行随机游走策略进行,即

$$x_i^{(t+1)} = x_i^{(t)} + \alpha \oplus L(s, \lambda) \quad (2)$$

式中:

$$L(s, \lambda) = \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}} \quad (3)$$

$s \gg s_0 > 0, 1 < \lambda \leq 3$ ;  $x_i^{(t+1)}$  和  $x_i^{(t)}$  分别表示第  $t+1$  和第  $t$  代第  $i$  个鸟巢的位置;  $\oplus$  表示点乘;  $\alpha > 0$  为步长比例因子;  $L(s, \lambda)$  为服从 Lévy 分布的随机游走路程;  $\Gamma$  为标准的 Gamma 函数。

### 2.2 CSA 的基本处理流程

CSA 的基本处理流程如图 2 所示。

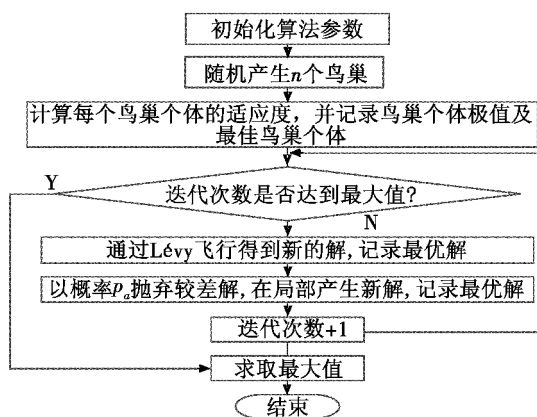


图2 CSA 流程图

Fig.2 Flow chart of CSA

### 2.3 CSA 的离散化方案

CSA 在解决连续变量最优化问题中显示出良好性能,但是标准的 CSA 只能求解具有连续型变量的最优化问题,无法求解离散型变量的最优化问题<sup>[13-14]</sup>。在本文中采用一种基于 Lévy 随机分布策略的插入、交换、倒置操作算子来进行算法的离散化,从而求解最优侦察路径规划问题。离散布谷鸟搜索算法处理流程见图 3。

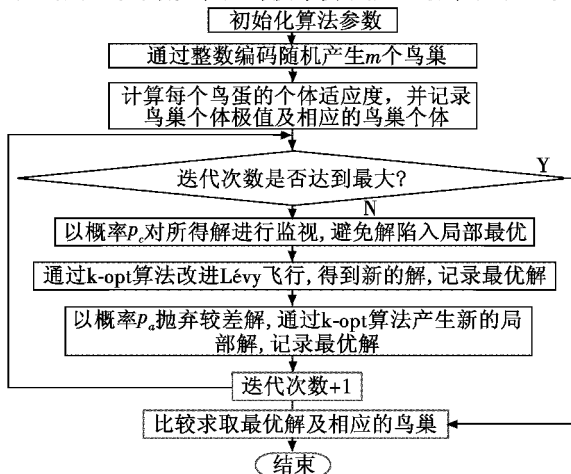


图3 离散布谷鸟搜索算法流程图

Fig.3 Flow chart of discrete CSA

### 2.4 CSA 的改进策略

基本型的 CSA 进化过程具有较大的随机性、迭代过程难以控制,收敛速度难以保证<sup>[15]</sup>。因此,本文基于基本型的 CSA 和侦察决策问题的特点,给出对应的改进措施,提出一种改进型 CSA (ICSA),包括采用自适应步长的比例调节因子、进化过程中解向量的高斯扰动法则。

1) 自适应步长比例调节因子

$$\alpha = \frac{\alpha_0}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N G(x_i^{t-1})}{\sum_{i=1}^N G(x_i^0)}}} \quad (4)$$

式中:  $\sum_{i=1}^N G(x_i^0)$  和  $\sum_{i=1}^N G(x_i^{t-1})$  分别代表初代和第  $t-1$  代的总侦察收益;  $\alpha_0$  为初始参数。

2) 解向量的高斯扰动法则。

CSA 的特点就是参数少、全局搜索能力较强、局部搜索能力较弱,因此在进化迭代过程中,采用对解向量进行小步长的扰动,使鸟巢进化位置进行微调以增加解向量的多样性,不仅加快了收敛速度,而且有效提高了算法的局部搜索性能<sup>[16-17]</sup>。

引入解向量的高斯扰动,当 CSA 经过 Lévy 飞行得到一组新的解向量后,通过增加一次高斯扰动,使得新的解向量在旧的解向量附近微调并保留较优的解向量。该过程可表示为

$$x^{n*} = x^n + k \oplus u \quad (5)$$

式中:  $x$  为鸟巢的位置向量;  $u$  为与解向量同阶的随机矩阵且满足  $u_{ij} \sim N(0, 1)$ ;  $k$  为扰动调节因子,避免对解向量造成的影响过大而导致算法的进化效率下降。

## 3 UAV 多任务区侦察决策问题的建模

为了叙述方便,定义:  $n$  为仿真任务场景中的待侦察任务区数量;  $M$  为 UAV 基地与待侦察任务区集合,  $M = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ , 节点  $\{1\}$  为基地, 节点  $M \setminus \{1\}$  为待侦察任务区的集合;  $E$  表示待侦察任务区之间的任务路径,  $E = \{ \langle i, j \rangle \mid i, j \in M, i \neq j \}$ ;  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个任务区中心点的位置坐标,  $i \in M, (x_1, y_1) = (0, 0)$ ;  $S_i$  为第  $i$  个任务区的待侦察面积,  $i \in M$ , 设定任务区为长方形规则区域;  $d_{ij}$  为第  $i$  个任务区到第  $j$  个任务区的距离;  $D_{\min}$  为从基地起飞完成对所有任务区遍历飞行的最短任务航路;  $c_i$  为第  $i$  个任务区的侦察价值,  $i \in M$ ;  $w$  为所携带侦察载荷的扫描宽度;  $v$  为 UAV 的飞行速度;  $T$  为 UAV 的总任务可飞行时间;  $t_{ij}$  为 UAV 从任务区  $i$  到任务区  $j$  的飞行时间,  $t_{ij} = d_{ij}/v$ ;  $t_{\min}$  为 UAV 从基地起飞完成任务航路飞行所需的最小飞行时间;  $G_{\min}$  为第  $i$  个任务区

需要达到的最小信息侦察收益,  $i \in M$ ;  $G_i$  为对第  $i$  个任务区的侦察信息收益;  $G_{\max}$  为对全部任务区进行侦察所获取的综合化最大侦察信息收益;  $t_i$  为第  $i$  个任务区分配的载荷工作时间,  $i \in M$ ;  $X_{ij} = \begin{cases} 1 & (i,j) \in E \\ 0 & (i,j) \notin E, i \neq j \end{cases}$ .

### 3.1 多任务区侦察决策问题的解决方案

在多任务区的侦察决策问题中,需要解算的决策变量有  $X_{ij}$  和  $t_i$  两类。为了使每个任务区都能获取到比较满意的侦察信息收益,首先需要保证 UAV 对全部待侦察任务区的侦察路径是最优的,从而保证有更多的有效任务工作时间分配给相应的任务区来执行相应的侦察任务。在此将整个任务决策过程分为 2 个阶段来求解:第 1 阶段主要进行侦察路径的规划,求取 UAV 完成所有任务区飞行所需要的时间;第 2 阶段进行任务区侦察时间的分配,将 UAV 剩余的可用任务飞行时间最优地分配给相应的任务区。两阶段的求解过程见图 4。

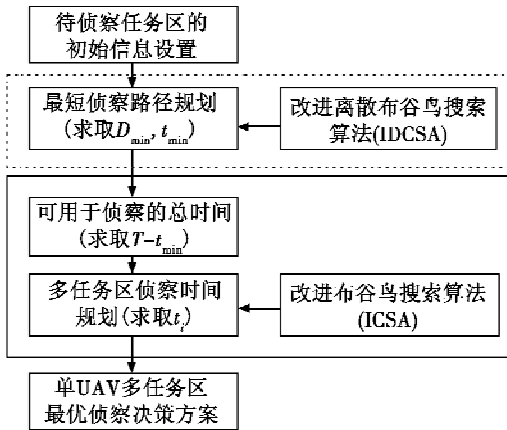


图 4 多任务区侦察决策问题求解流程

Fig. 4 Process of multi-task area reconnaissance decision-making

### 3.2 UAV 最短侦察路径规划模型

UAV 对多任务区进行侦察的最短任务路径问题可以归结为经典的 TSP 问题来进行求解,建立数学模型为

$$D_{\min} = \min \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} x_{ij} \right) \quad (6)$$

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad i, j \in M \quad (7)$$

约束条件为

$$\sum_{j=1, j \neq i}^n x_{ij} = 1 \quad i \in M \quad (8)$$

$$\sum_{i=1, i \neq j}^n x_{ij} = 1 \quad j \in M \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n x_{ij} = n \quad (10)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1 \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i1} = 1 \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} - \sum_{i=1}^n x_{ji} = 0 \quad j \in M \quad (13)$$

其中:约束方程式(8)、式(9)为任务区的侦察约束,确保每个任务区只能到达一次;约束方程式(10)为侦察遍历约束,保证 UAV 能够遍历飞行到所有待侦察的任务区;约束方程式(11)为起点约束,保证 UAV 从基地起飞;约束方程式(12)为终点约束,保证 UAV 完成任务后能够返回基地;约束方程式(13)为平衡约束。

### 3.3 UAV 对任务区的侦察信息度量指标

UAV 对任务区进行任务侦察的主要目的是获取有用的情报信息,降低决策者对相应任务区的不确定性,一般而言,UAV 对任务区进行侦察时都处于极其复杂的外部环境,难以保证对每个任务区都能够进行完全信息侦察。UAV 的侦察信息收益主要取决于其所携带的侦察载荷的工作能力,在特定侦察载荷(如机载 CCD 照相设备等)下,UAV 在每个待侦察任务区内的侦察信息收益主要与在该任务区内的载荷工作时间成正比,载荷工作时间越长,侦察收益越大。因此,侦察信息的度量主要与 UAV 在该任务区内的侦察时间长短、所携带侦察载荷的工作能力等因素相关,即

$$G(t) = G_0 + G_1(1 - e^{-\beta t}) \quad (14)$$

式中: $G_0$  为侦察任务开始前 UAV 对该任务区域的已知信息,  $0 \leq G_0 < 1$ ,  $G_1$  为 UAV 对任务区的信息不确定性部分,且  $G_0 + G_1 = 1$ ;  $\beta$  为侦察载荷对任务区的侦察能力指数。不同侦察载荷的工作能力指数对侦察收益的影响如图 5 所示。

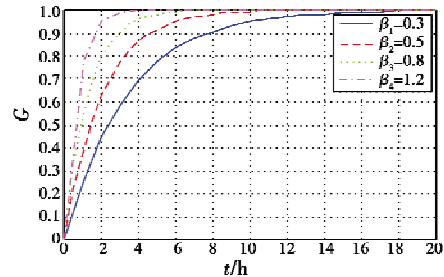


图 5 不同侦察载荷工作能力下的侦察收益曲线  
Fig. 5 Reconnaissance revenue curve under different reconnaissance load capacity

为便于计算,假定 UAV 在对任务区进行侦察前没有任何已知信息,即取  $G_0 = 0$ 。同时设定任务区为矩形区域,侦察载荷为机载 CCD 照相设备,则侦察能力指数主要由任务区的面积  $S$ ,侦察载荷的有效扫描宽度  $w$  及 UAV 的任务飞行速度  $v$  所决定,表示为

$$\beta = \frac{w \cdot v}{S} \quad (15)$$

则 UAV 侦察收益的信息确定性度量指标可以表示为

$$G(t) = 1 - e^{(-w \cdot v/S)t} \quad (16)$$

### 3.4 UAV 多任务区侦察信息收益模型

多任务区的侦察时间分配问题可以表示为如下的最优化问题,即

$$G_{\max} = \max\left(\sum_{i=1}^n c_i \cdot (1 - \exp[-\left(\frac{w \cdot v}{S_i}\right) \cdot t_i])\right) \quad (17)$$

式中,  $c_i$  为任务区的价值系数。

该最优化问题的约束条件为

$$\sum_{i=1}^n t_i \leq T - t_{\min} \quad (18)$$

$$t_{\min} = D_{\min}/v \quad (19)$$

$$c_i \cdot (1 - \exp[-\left(\frac{w \cdot v}{S_i}\right) \cdot t_i]) \geq G_{\min} \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (20)$$

其中:约束方程式(18)为 UAV 对所有任务区的任务飞行时间约束;约束方程式(20)为每个任务区需要满足的最小侦察收益约束。

## 4 仿真实验

以某侦察 UAV 为参考,在 Windows7 操作系统和 Matlab2012b 编程环境下进行仿真验证。设定 UAV 的最大任务工作时间为 30 h,任务飞行速度为  $v = 220 \text{ km/h}$ ,所携带侦察载荷的有效扫描宽度为  $w = 0.3 \text{ km}$ ,以 UAV 所在基地坐标为原点建立坐标系,场景中感兴趣的任务区域共有 24 个,任务区域的有关参数如表 1 所示。

表 1 待侦察任务区域的信息设置表

Table 1 Information settings for the reconnaissance task areas

序号	任务区位置/km	任务区面积/km <sup>2</sup>	最小侦察收益需求	任务区价值系数
1	(10,20)	70	0.08	0.25
2	(15,100)	81	0.14	0.63
3	(100,150)	67	0.10	0.27
4	(50,120)	87	0.01	0.02
5	(150,110)	95	0.09	0.68
6	(90,10)	101	0.01	0.02
7	(30,50)	65	0.10	0.28
8	(110,201)	77	0.08	0.53
9	(249,30)	89	0.10	0.48
10	(40,170)	62	0.05	0.14
11	(210,90)	112	0.01	0.03
12	(290,10)	55	0.09	0.19
13	(70,254)	74	0.15	0.50
14	(170,30)	88	0.02	0.17
15	(35,211)	98	0.14	0.78
16	(169,170)	85	0.08	0.32
17	(25,240)	76	0.02	0.05
18	(113,50)	99	0.05	0.65
19	(269,150)	59	0.25	0.66
20	(40,40)	66	0.29	0.74
21	(249,257)	72	0.02	0.05
22	(209,211)	84	0.16	0.78
23	(74,115)	75	0.26	0.89
24	(133,278)	65	0.11	0.28

基于上述仿真任务想定,将问题划分为任务航路规划和任务区侦察时间分配两个阶段,分别采用离散型和连续型的 ICSA 进行求解。

仿真中设定 ICSA 的最大迭代次数为 500,巢穴的数量为 20,宿主鸟发现外来鸟蛋的概率为 0.25,对每个待侦察任务区的侦察时间分配及相应的侦察信息收益及侦察任务航路规划结果分别如图 6、图 7 所示,其中,  $i$  为对应任务区序号, UAV 完成全部任务区侦察的总侦察信息收益为 6.12,从 UAV 所在基地起飞遍历全部任务区的最小任务航路飞行时间为 6.62 h,任务航路的飞行距离为 1456.33 km。

为了分析 ICSA 的收敛速度,针对以上仿真任务场景分别选用了基本 CSA 和 GA 进行了对比计算,3 种算法的进化收敛曲线如图 8 所示。

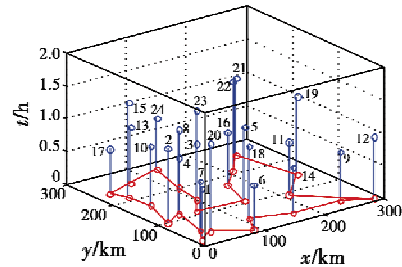


图 6 UAV 多任务区侦察时间分配结果图

Fig. 6 Time allocation result of multi-task area reconnaissance

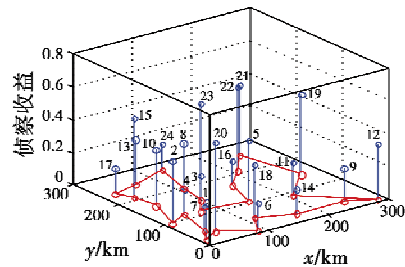


图 7 UAV 多任务区侦察收益图

Fig. 7 Revenue of multi-task area reconnaissance

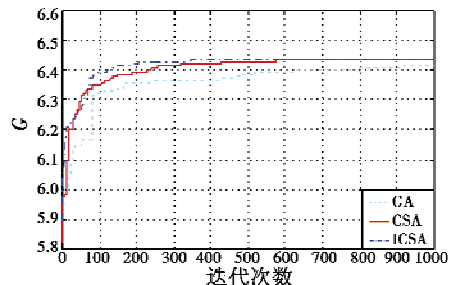


图 8 ICSA, CSA, GA 算法下的进化收敛曲线

Fig. 8 Evolution curve of ICSA, CSA and GA

仿真结果显示,GA 运行时间为 19.20 s,而 ICSA 运行时间仅为 6.07 s,可见 ICSA 求解速度明显快于 GA。从 ICSA,CSA 和 GA 这 3 种的进化收敛曲线能够看出,相比于标准 CSA 和 GA,ICSA 能够克服 GA 早熟

的缺点,收敛速度快,同时自适应的搜索步长能够明显提高基本 CSA 进化的速度,从而能够在较小的迭代次数下快速收敛。仿真计算结果表明,ICSA 能够快速有效地给出多任务区侦察决策问题的最优方案。

## 5 结 论

本文针对 UAV 多任务区的侦察决策问题,将整个侦察决策过程分为任务路径规划与侦察时间分配 2 个阶段,给出了侦察信息的度量指标。同时提出了一种改进的 CSA 为每个待侦察任务区分配最优的任务侦察时间,从而使整个侦察任务过程的信息收益最大化。最后进行了相应的仿真分析,仿真结果表明,该算法可以在 UAV 任务飞行时间约束下获得对多任务区的综合侦察信息收益最大化决策方案。

### 参 考 文 献

- [1] LOH R, BIAN Y, ROE T. UAVs in civil airspace: safety requirements[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2009, 24(1):5-17.
- [2] 许友平. 无人机对地侦察/攻击航路规划软件系统的研制与研发[D]. 南京:南京航空航天大学,2013.
- [3] ERGEZER H, LEBLEBICIOĞLU M K. 3D path planning for UAVs for maximum information collection[C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2013:79-88.
- [4] MA J Y, ZHANG K H. Research on TSP solution based on genetic algorithm of logistic equation[C]//The 2nd International Conference on Computer Science and Network Technology, 2010:738-742.
- [5] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights[C]//World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009), 2010:210-214.
- [6] YANG X S. Cuckoo search and firefly algorithm[M]. Poland: Polish Academy of Sciences, 2014:49-195.
- [7] YANG X S, DEB S. Engineering optimization by cuckoo search[J]. International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, 2010, 1(4):330-343.
- [8] 张耀中,胡波,李寄玮,等. 不确定环境下无人机多任务区侦察决策研究[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(6):1028-1034.
- [9] BAXTER J, FINDLAY S, PAXTON M. Scheduling UAV surveillance tasks, lessons learnt from trials with users [C]//IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2013:2606-2610.
- [10] SHIN H S, LÉBOUCHER C, TSOURDOS A. Resource allocation with cooperative path planning for multiple UAVs [C]//UKACC International Conference on Control, 2012:298-303.
- [11] HABIB D, KHAN S A, JAMAL H. Collaborative path planning for multiple unmanned aerial vehicles in dynamic environment [C]//The Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), 2011:1-5.
- [12] BERTUCCELLI L F, CHOI H L, CHO P, et al. Real-time multi-UAV task assignment in dynamic and uncertain environment [C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2009:10-13.
- [13] YANG X S, DEB S. Cuckoo search: recent advances and applications [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(1):169-174.
- [14] OUAARAB A, AHIOD B, YANG X S. Discrete cuckoo search algorithm for the traveling salesman problem[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(7/8):1659-1669.
- [15] OUAARAB A, AHIOD B, YANG X S, et al. Discrete cuckoo search algorithm for job shop scheduling problem [C]//IEEE International Symposium on Intelligence Control (ISIC), 2014:1872-1876.
- [16] MARICHELVAM M K, PRABAHARAH T, YANG X S. Improved cuckoo search algorithm for hybrid flow shop scheduling problems to minimize makespan[J]. Applied Soft Computing, 2014, 19(1):93-101.
- [17] YANG X S, DEB S. Multiobjective cuckoo search algorithm for design optimization[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(6):1616-1624.