

基于多目标算法合理配置火灾中的无人机组合

邱雪, 王永忠, 赵志, 杨传军, 李佳骏

(中国民用航空飞行学院, 四川 广汉 618307)

摘要: 为了提高火灾救援的效率, 消防人员逐渐使用无人机来进行火灾态势感知和监视; 但无人机的费用造价高昂; 一台配备了无线电中继器或视频和遥测功能的混合动力无人机预计成本约为 1 万美元; 因此为了达到经济最大化和效率最优, 文章采用多目标规划模型进行优化; 该模型主要考虑经济和效率两个目标, 然后设置约束条件来进行求解; 遗传算法和基于数学规划的方法是国内求解帕累托前沿解的主流算法^[1]; 应用 NSGA-II 算法解决无人机排列问题; 以决策变量无人机的数量组合编码作为运算对象, 可以直接对集合、序列、矩阵、树、图等结构对象进行运算操作^[2]; 这样的方式一方面有助于模拟生物的基因、染色体和遗传进化的过程, 方便遗传操作算子的运用, 合理且准确地给出了无人机配置方案, 为有关消防部门规划提供参考, 另一方面也使得遗传算法具有广泛的应用领域, 如函数优化、生产调度等领域。

关键词: 森林防火; 无人机组合; 多目标规划; 遗传算法

Reasonable Configuration of UAV Combination in Fire based on Multi-objective Algorithm

QIU Xue, WANG Yongzhong, ZHAO Zhi, YANG Chuanjun, LI Jiajun

(Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of fire rescue, firefighters are increasingly using drones for fire situational awareness and monitoring. But drones are expensive. A hybrid drone equipped with a radio repeater or video and telemetry capabilities is expected to cost about \$10,000. Therefore, in order to achieve the maximum economy and efficiency, I adopted the multi-objective programming model. The model mainly considers two objectives of economy and efficiency, and then sets constraint conditions to solve. Genetic algorithm and mathematical programming-based methods are the mainstream algorithms for solving Pareto frontier solutions in China^[1]. NSGA-II algorithm is applied to solve the problem of UAV alignment. Taking the number combination coding of the decision variable UAV as the operational object, it can directly operate on structural objects such as sets, sequences, matrices, graphs^[2]. On the one hand, this method is helpful to simulate the process of gene, chromosome and genetic evolution of organisms and facilitate the use of genetic operators. Reasonable and accurate UAV configuration scheme is given, which provides reference for the planning of relevant fire departments. On the other hand, genetic algorithm has a wide range of applications, such as function optimization, production scheduling and other fields.

Keywords: forest fire prevention; UAV combination; multi-objective programming; genetic algorithm

0 引言

随着全球环境遭到严重破坏, 火灾频发。现在火灾已成为威胁我们生存的一个重要灾害。低效率、高危险的灭火活动使得众多消防员受到伤害, 且造成大量的财产损失。为了提高效率和安全, 使用无人机进行监视和态势感知 (SSA) 已经好几年了; SSA 无人机携带有高清和热成像摄像机以及遥测传感器, 可用于监测和报告前线人员的个人定位信标或更复杂的情况。同时搭载中继器的悬停无人机被用来大幅扩大前线低功率无线电的射程^[3]。但是 SSA 无人机和中继无人机的造价高昂, 因此合理配置 SSA 无人机

和中继无人机的数量和组合至关重要。借助算法求解无人机配置模型是一项跨学科交叉研究, 它对无人机规划配置方面课题研究具有重要推动意义。因而, 本文将引入多目标遗传智能算法, 探讨多目标遗传算法在无人机配置模型中求解精度与适应性, 并分析配置结果, 为火灾无人机配置规划提供参考。

首先提出了一种快速的非支配排序算法, 以无人排序的方式降低了数据处理的复杂度, 并将优化算法的复杂度从 mN^3 降到 mN^2 , 加快了数据处理的过程。

采用精英策略扩展样本空间^[4]。通过连接亲本和后代

收稿日期: 2021-04-22; 修回日期: 2021-05-20。

基金项目: 交通运输工程优势特色学科建设 (D202103); 四川省大学生创新创业训练项目 (S202110624214)。

作者简介: 邱雪 (1997-), 女, 四川内江人, 硕士, 主要从事空中交通管理方向的研究。

引用格式: 邱雪, 王永忠, 赵志, 等. 基于多目标算法合理配置火灾中的无人机组合 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(10): 211-216.

群体，可以通过竞争创造下一代群体，这使得在老年群体中保存的优秀基因增大，从而提高优化结果的准确性。并且保证最新种群中不会失去最好的个体，确保群体的基因水平正在迅速提高。这对于种群的发展是至关重要的。

NSGA 算法中需要人为确定公共参数，存在一定的主观性，为了增加参数的可靠性，同时加入种群个体间的比较基准，因此引入了拥挤度比较算法^[5]。它可以克服以上缺点，在整个 Pareto 域中可以得到个体的均匀分布，体现种群的分布的多样性与随机性。

1 基于无人机组规划的多目标优化研究

多目标优化广泛应用于现实生活中。每个目标都不可能同时达到最优，每个目标都必须有自己的权重。权重分配问题是本文的研究重点，采用全局可能性搜索遗传算法，解决了传统多目标优化算法中陷入局部最优解的缺陷，同时还能够体现个体的多样性^[6]。使用基于遗传算法的多目标优化策略探究无人机组分布问题，兼顾整体分布的同时，充分发挥无人机单元的个体优点。

目前求解 Pareto 边界的算法主要有两种，一种是基于数学的规划算法，这种方法过于简单，在解决实际问题过程中易出错^[7]。另一种是基于遗传算法，它存在以上优点，被广泛应用于各个领域。因此本文也重点研究了目前广泛应用的 NSGA-II 算法。

NSGA-II 算法流程如图 1 所示。

分析多目标，求解并优化算法是多目标遗传算法的研究核心。重点分析相关目标函数之间的内在函数关系，结合权重分布，研究目标函数的最优趋势，探究其解的最优集^[8]。NSGA-II（非支配排序遗传算法的精华）在遗传算法中具有独特的优势。一般来说，它的出现使得多目标求解更加简单、高效和明显的优点，这就是为什么它是多目标优化问题的基本算法之一。这个算法的优点主要有以下几点：

1) 首先提出了一种快速的非支配排序算法，以无人排序的方式降低了数据处理的复杂度，并将优化算法的复杂度从 mN^3 降到 mN^2 ，加快了数据处理的过程。

2) 采用精英策略扩展样本空间。通过连接亲本和后代群体，可以通过竞争创造下一代群体，这使得在老年群体中保存的优秀基因增大，从而提高优化结果的准确性。并且保证最新种群中不会失去最好的个体，确保群体的基因水平正在迅速提高。这对于种群的发展是至关重要的。

3) 为了克服 NSGA 算法里面必须人为确定公共参数的不足。另外种群个体间也需要一定的比较基准，使用拥挤度比较算法。它可以克服以上缺点，在整个 Pareto 域内可以得到个体的均匀分布，能够体现种群个体的优势，增加整体的多样性^[9]。

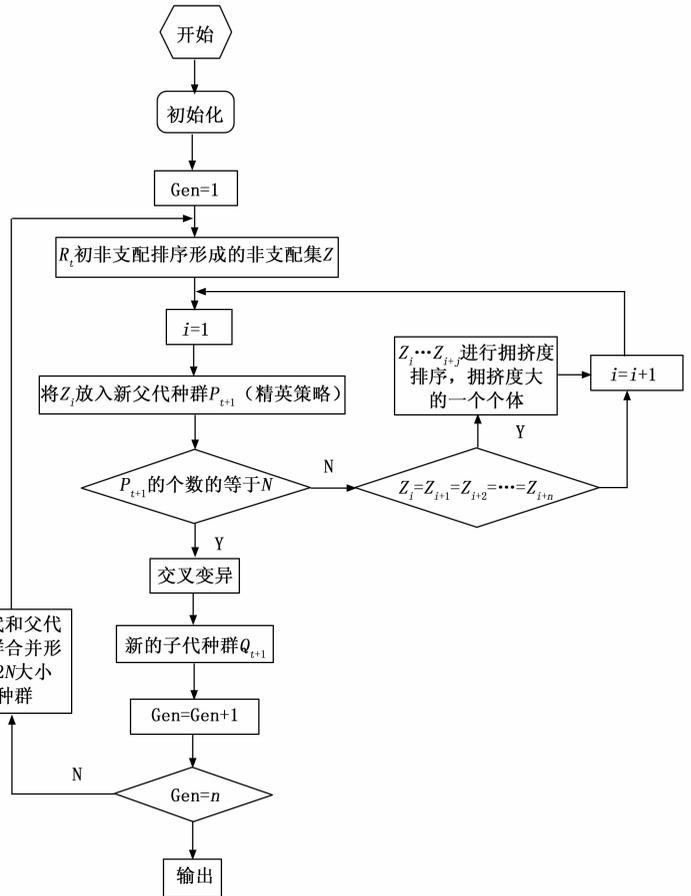


图 1 NSGA-II 算法流程

1.1 多目标优化问题基本定义

1) Pareto 最优：在比较解的优劣时，单目标优化直接根据适应度值大小比较不同解的优劣，但是多目标优化中目标值不只一个，根据某一个目标值决定优劣关系是不合理的，常用的比较方法是非支配排序法^[10]。

2) Pareto 支配：图 2 中给出一个双目标最小化的例子，B 和 A 比较时，B 的两个目标值都比 A 好，因此 B 肯定比 A 好，则称 B 支配 A；B 和 C 比较时，B 的第一个目标比 C 好，但是第二个目标比 C 差，此时无法判断 B 和 C 哪个更好，则称 B 和 C 是互不支配的关系。另外，支配解可能不只一个，打个比方 (1 000, 30) 和 (2 000, 10) 这两个向量各有千秋，谁都无法全方面等于或者压制对面，但是它们可以支配其他所有的向量，那么它俩就形成了一个支配解集。这个判断方法知道就好，实际上不会采用这个方法来判断两个解的优劣，因为在目标大于 2 后，这个方法的效果是相当地差^[11]。

3) Pareto 前沿：在任意一个种群里面，肯定存在着一种不受其他个体支配的解决方案。帕累托前沿 (PF) 是指 0 在目标区域中所有解的映射，如图 2 所示，直观理解帕累托最优解的分布^[12]。其中实心的点线性分布帕累托最优解。所有的最优解的映射通过目标函数投射在 Pareto 最优解集

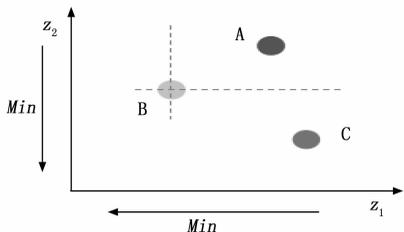


图 2 Pareto 支配

之内, 最优解分布于解集的边界, 总体上趋于最优解的范围。如图 3 所示, 当存在两个目标问题时, Pareto 最优边界一般情况下是一条直线形状, 当存在多个目标的问题, Pareto 最优边界一般情况下是一个超曲面形状^[11]。

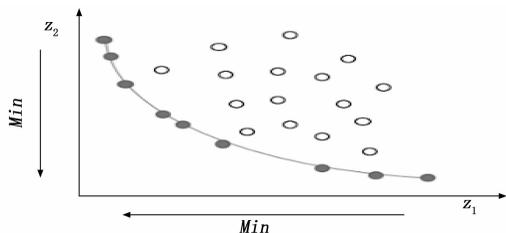


图 3 Pareto 前沿

4) Pareto 解集: 帕累托解集就是帕累托前沿所有的 Pareto 前沿的解不受 Pareto 前沿以外的解 (以及 Pareto 前沿曲线内的其他解) 的支配^[13]。因此, 与给予决策者更好选择的其他解决方案相比, 这些非主导解决方案的目的冲突最小。同时这是必要的, 至少削弱另一个目标函数, 并在非优势解的基础上, 削弱任何目标函数。例如, 我们有两个人 A 和 B, 他们都喜欢吃西瓜。现在有 8 个西瓜让他们分, 无论两个人怎么分, 帕累托都是最优的。因为要使得 A 利益更大的唯一方法就是让 B 利益受损, 即只能结合实际情况寻求较优的结果, 没有最佳方案。

1.2 多目标优化的数学描述

简而言之, 由多目标函数和一些相关的方程和不等式约束条件的组合就是多目标优化问题^[14]。在多目标决策过程当中, 通常由于要达到最好的效果有许多目标需要考虑, 而有些目标之间又是相互矛盾的。这就导致多目标问题变得很复杂和困难。然而, 多目标决策问题在生活中应用很广泛, 因此该方法得到大量研究。解决这一决策问题的方法很多, 一般来说, 最根本的方法就是将多目标问题的解转化为单个目标问题的解^[15]。由简入繁, 先解决单目标问题, 对多个单目标模型进行求解最优, 构成多目标问题的最优解, 便可以得到唯一目标模型的最优解。从数学角度可以做如下描述, 其中目标函数表达式为:

$$\min \mathbf{F}(x) = (z_1, z_2, \dots, z_m) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } x \in \Omega \quad (2)$$

其中: 决策空间: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 所在空间为

$$\Omega, \text{ 并且 } \Omega = \left\{ \{x \in \frac{R^n}{g_i(x)} \leq 0, i=1, 2, \dots, p\} \right\};$$

目标空间: m 维向量 $\mathbf{F}(x)$ 所在的空间;

以下为支配的数学定义:

定义 1: 解决最小化问题, 需要使得一个向量 $v = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 支配另一个向量 $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$, 当且仅当 $u_i \leq v_i, i=1, 2, \dots, n$ 时且 $\exists j \in \{1, 2, \dots, n\}, u_j < v_j$, 可以说 v 支配 u 。

定义 2: 对于任意两个自变量向量 x_1, x_2, \dots, Ω , 如果下列条件成立:

$$f_i(x_1) \leq f_i(x_2), \forall i = \{1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

$$f_j(x_1) < f_j(x_2), \forall j = \{1, 2, \dots, n\} \quad (4)$$

则称 x_1 支配 x_2 。

定义 3: 帕累托最优解是指, 一个集中找不到一个可以支配 x 的解^[16]。所以满足此条件的 x 解的集合被定义为 Pareto 最优解集, 在目标函数空间中, Pareto 前沿是指由帕累托最优解集所构成的像集。

$$\min \mathbf{F}(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)\}^T \quad (5)$$

$$\text{s. t. } g_i(x) \leq 0, i = 1, 2, \dots, p \quad (6)$$

对于已知且确定的决策变量 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$, 能够与 n 维欧氏变量空间 R^n 中的各个点形成对应的映射关系, 经过决策优化后的目标函数 $f(x)$ 能够映射 m 维的欧式目标函数 R^m 空间中的各个点^[17]。换句话说, 由 n 维欧氏设计变量空间到 m 维的欧式目标函数空间的映射关系便是目标函数:

$$f: R^n \rightarrow R^m \quad (7)$$

解决多目标优化问题的三个必要步骤是: 确定决策变量, 寻找目标函数, 补充约束条件。决策变量 x_1, x_2, \dots, x_n 在解决实际问题过程当中可以人为设定, 而且还可以根据实际问题的需要设置多个变量, 不同变量具有不同的意义。他们可以任意组合得出不同的结果。但一般情况下都是直接用向量 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}^T$ 表示, 我们把它叫做多目标优化问题的一个解。

目标函数指的是一个问题我们需要达到效果的评价指标用一个数学表达式来表达, 在实际问题里面, 每个性能指标都能够达到最优是决策的最佳状态。但是由帕累托解集可以知道。不可能同时达到最好, 只能尽量寻求最优。因此所有的目标函数 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$ 就一起构成了多目标优化问题的目标函数向量 $\mathbf{F}(X)$ 。

约束条件是目标函数存在的属性要求, 它要求决策变量需要满足这些条件, 通常使用等式或是不等式来表示^[18]。我们的目标是寻求可行解的集合, 整体优化的可行域便是包含了满足约束条件的要求的最优可行解, 由此我们需要全面考虑问题, 寻求所有满足条件的约束条件。

1.3 多目标优化问题的解

单目标问题里面只需要用很简单并且常用的数学方法就可以得到最优解。但是, 多目标优化问题中, 单个目标之间的相互限制往往会使得一个目标得到改善但是其他目

标损失较大，而牺牲其他目标的损失并且没有解决方案来实现所有目标的最佳性能。组合所有多目标优化问题的解为一个集合，我们称之为成 Pareto 解集，其中集合中所有的解为非劣解^[19]。

如果有许多个帕累托最优解，并且没有关于问题的进一步详细信息，就很难选择哪个解是最理想的。因此，所有的帕累托最优解都是同等重要的这就是为什么多目标优化最重要的任务是优化尽可能多的 Pareto 解。由于这个原因多目标优化就应该解决以下两个任务：

- 1) 找到一组尽可能接近 Pareto 最优域的解。
- 2) 找到一组尽可能不同的解。

2 基于无人机组规划的多目标模型构建及求解

2.1 仿真模拟

仿真空间：假定森林区域为一个 100 km×100 km 的正方形区域。

仿真无人机：一个 10 W 的中继器，重 1.3 kg，由一架悬停在远高于地面的无人机携带，可以达到 20 km 的射程。其无人机高度大约可达到 17 km，则令其仿真面积为一个半径是 10 km 的圆；SSA 无人机携带高清和热成像摄像机以及遥测传感器，可用于监测和报告前线人员的个人定位信标或更复杂的情况。一台 Akme 公司的原型机 WileE - 15.2X 混合动力无人机装备一个 5 W 的无线电设备，射程可以达到 4 km，高度大约 2 km，仿真面积为一个以 3.5 km 为半径的圆。具体辐射情况如图 1 所示。无人机组覆盖区域的几何模型如图 1 所示，搭载天线的无人机可以向下进行 360°的信号覆盖，其覆盖半径记为 R ，SSA 无人机的辐射半径记为 r ^[21]。SSA 无人机的高度记为 h ，中继无人机的高度记为 H ，中继无人机和 SSA 无人机之间的距离为 d ，则其有效覆盖区域面积分别为：

$$S_1 = 2\pi RH \quad (8)$$

$$S_2 = 2\pi Rh \quad (9)$$

此时天线辐射的最小波束宽度为：

$$\theta_1 = \arctan \frac{g_1}{H+h} \quad (10)$$

$$\theta_2 = \arctan \frac{g_2}{H+h} \quad (11)$$

式中， $g_1 = \frac{\sqrt{(d^2 + H^2)(4RH + 4R^2 - d^2 + H^2)}}{2H + 2R} \quad (12)$

$$g_2 = \frac{\sqrt{(d^2 + H^2)(4RH + 4R^2 - d^2 + H^2)}}{2H + 2R} \quad (13)$$

根据以上公式分别画出中继无人机和 SSA 无人机的辐射范围，如图 4 所示。

在一个仿真空间范围之内，根据火灾发生的频率和地形来布局无线电中继无人机，SSA 无人机在仿真空间内进行规定路径游走，在覆盖全局的条件下，根据中继无人机的无线电发射射程 20 km，在仿真空间内确定中继无人机的数量；

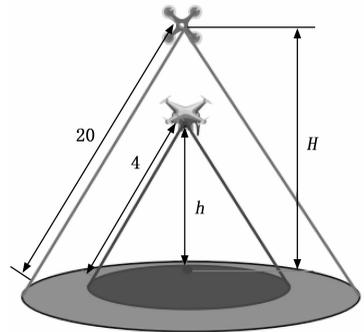


图 4 无人机辐射范围

SSA 无人机在仿真空间内进行全覆盖性的游走，保证能够与中继无人机保持实时的双向通信，把收集到的地面监测、前线人员可穿戴设备的数据通过中继无人机传输到应急行动中心，同时 ECO 能够对 SSA 无人机进行远距离监控。如图 5 所示。

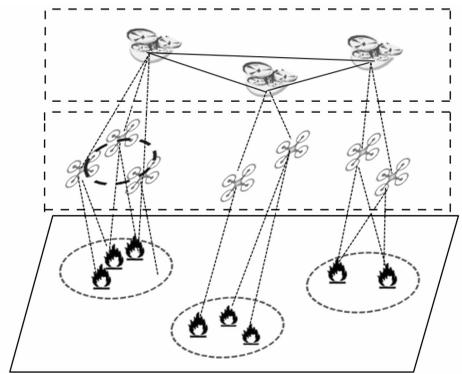


图 5 无人机空间布局图

中继无人机和 SSA 无人机的空间位置布局大致如图，接下来利用多目标智能算法来确定一下无人机的数量配置。

2.2 智能算法确定无人机的数量组合

基于以上多目标规划的原则，对于该森林火灾中无人机配置问题，本文以经济和效率 2 个子目标综合优化配置无人机数量组合。我们假设某消防部门有一亿美元用于购买无人机，某公司的混合动力无人机预计在配备无线电中继器或视频和遥测功能时成本约为 10 000 美元，假设一台 SSA 无人机的价格是 300 美元，一台中继无人机的价格是 2 000 美元。假设购买 SSA 无人机台，购买中继无人机台。约束函数设计如表 1 所示。

表 1 无人机数量组合约束函数

序号	约束函数	含义说明
1	$10^2 \pi x_1 \leq 100 \times 100$	中继无人机的覆盖面积
2	$(2\sqrt{3})^2 \pi x_2 \leq 100 * 100$	SSA 无人机的覆盖面积
3	$10\ 000(x_1 + x_2) + 300x_1 + 2\ 000x_2 \leq 1 \times 10^8$	购买无人机的花费
4	x_1, x_2 为整数	购买无人机的数量必须为整数

效率最大化用下式表达:

$$\max z_1 = 10^2 \pi x_1 + (2\sqrt{3})^2 \pi x_2 \quad (14)$$

为了更加准确地检测火灾的发生, 希望无人机能尽最大可能覆盖全局。使得火情能被 SSA 无人机迅速检测到并传递给应急行动中心, 让应急行动中心 (EOC) 以最佳方式指挥现役人员, 以获得最佳效果和最大安全。

经济最大化用下式表达:

$$\min z_2 = 10000(x_1 + x_2) + 300x_1 + 2000x_2 \quad (15)$$

为了能迅速检测到火情, 当然是无人机越多越好。但是无人机价格高昂, 因此我们需要在有效的范围内使用尽可能少的无人机, 因此实现经济效益也是目标函数之一。

根据上述模型建模得出如下结论, 无人机覆盖范围越大, 需要的无人机越多, 花费的费用就越多。具体无人机覆盖范围与无人机花费的关系如图 6 所示。

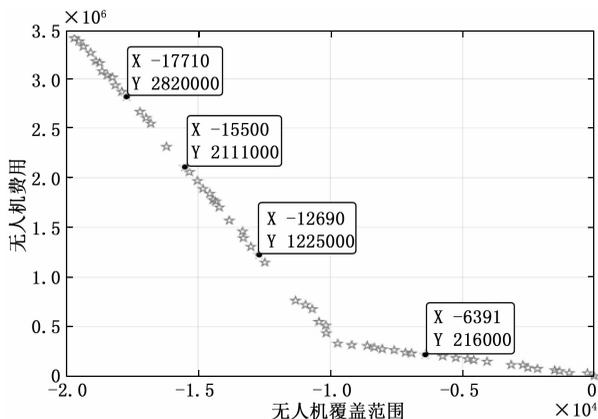


图 6 无人机覆盖范围和无人机费用之间的关系

图 6 只是讨论了无人机覆盖范围与无人机花费的关系, 下面要具体讨论一下 SSA 无人机和中继无人机不同的数量组合对无人机花费的影响。如图 7 可以看出, 在 100 * 100 平方公里的正方形区域最多只需要 32 架中继无人机, 257 架 SSA 无人机, 花费大约 320 万美元。根据该图可以看到不同的组合所花费的金额。如配备 32 架中继无人机, 166 架 SSA 无人机时大约花费 230 万美元。

图 7 讨论了无人机数量组合对无人机花费的影响, 下面要具体讨论一下 SSA 无人机和中继无人机不同的数量组合所形成的覆盖面积。如图 8 可以看出无人机的覆盖范围的趋势和无人机花费金额的趋势是类似的。即无人机越多, 覆盖面积越大, 同时花费也越大。由图可以看出在 100 * 100 平方公里的正方形区域内最多只需要 32 架中继无人机, 257 架 SSA 无人机。并且根据该图也可以看到不同的无人机组合所覆盖的具体范围。

3 结束语

根据以上数据进行分析得出在仿真空间之内, 依靠 32 架无线电中继无人机和 257 架 SSA 无人机就可以实现对 100 * 100 平方公里的区域进行全局监控, 但是这种组合花费巨

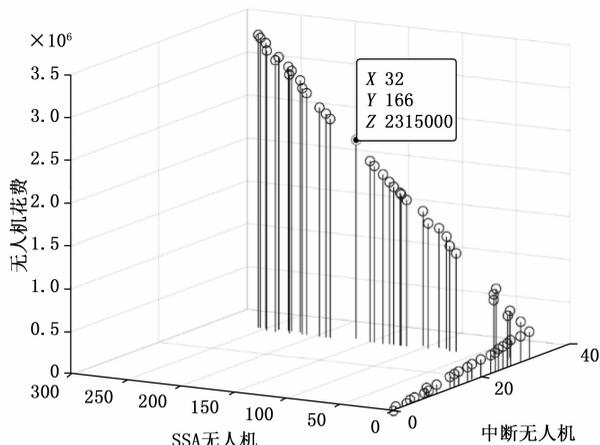


图 7 不同无人机组合所需的无人机费用

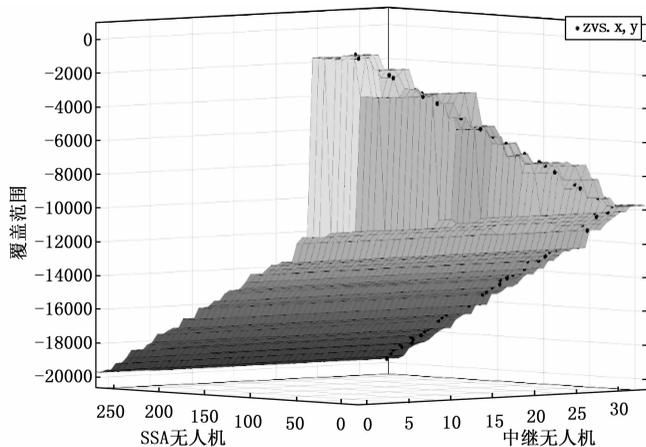


图 8 不同无人机组合的覆盖范围

大, 需要花费大约 350 万美元。因此, 综合考虑决定选取 32 架无线电中继无人机和 186 架 SSA 无人机通过图 5 的布局形式进行覆盖, 这种方案是最经济有效的。

本文的创新性在于使用多目标规划来创建的无人机配置模型, 即考虑了效率又兼顾了经济效益。利用遗传算法对目标函数进行优化求解, 其中把无人机的数量组合编码作为决策变量, 应用到算法中, 可以直接对集合、序列、矩阵、树、图等结构对象进行操作。这样的方式有助于模拟生物的基因、染色体和遗传进化的过程, 方便遗传操作算子的运用。合理且准确地给出了无人机配置方案, 为有关消防部门规划提供了参考。并且针对不同的火灾范围, 只需改变该模型中的一些参数即可得出不同的配置方案。同时该模型也适用于其他相关的多目标配置问题, 如公司购置电脑, 工厂配备产品等。但本文还存在进一步优化的可能性, 可以结合不同的情况, 多增加一些约束条件。比如火灾的地形, 无人机在不同地形的监视情况等。

参考文献:

[1] 赖红松, 董品杰, 祝国瑞. 求解多目标规划问题的 Pareto 多目标遗传算法 [J]. 系统工程, 2003 (5): 27 - 31.

[2] 李国旗, 张 锦, 刘思婧. 城市应急物流设施选址的多目标规划模型 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47 (19): 238-241.

[3] 于 雷, 于 博. 异类粒子群算法的机械臂轨迹多目标规划 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020 (5): 31-35.

[4] 吉根林. 遗传算法研究综述 [J]. 计算机应用与软件, 2004, 21 (2): 69-73.

[5] 吴胜男. 时空众包中多目标优化任务分配 [J]. 计算机科学与应用, 2021, 11 (3): 549-560.

[6] 罗晓霞, 王 佳, 罗香玉. 一种基于遗传算法的回归模型寻优方法 [J]. 软件工程与应用, 2021, 10 (1): 10-16.

[7] 徐浩然, 贺福强, 薛亚军, 等. 基于遗传算法的多功能木质板材配比 [J]. 中国粉体技术, 2021, 27 (2): 34-40.

[8] 郭静文, 赵朋朋, 倪佳成. 基于遗传算法的消防站选址规划模型 [J]. 计算机应用, 2020, 40 (Z1): 41-44.

[9] 李文韬, 陶 泽, 陈晓菲. 基于遗传算法的双目标 Flow-shop 调度问题研究 [J]. 沈阳理工大学学报, 2019, 37 (2): 52-57.

[10] 张立果, 黎向锋, 左敦稳, 等. 求解多目标柔性作业车间调度问题的两层遗传算法 [J]. 计算机应用, 2020, 40 (Z1): 14-22.

[11] 吴新锋, 段 然, 周 虎. 基于改进二进制粒子群遗传算法的测试优选 [J]. 四川兵工学报, 2019, 40 (5): 146-150.

[12] 王 亮, 向金林, 王鸿东. 基于非线性模型和遗传算法寻优的

无人艇航向 PID 控制研究 [J]. 中国造船, 2020 (Z1): 21-30.

[13] 刘海涛, 方晓钰, 顾新宇. 无人机级联中继通信航迹规划方法 [J]. 中国民航大学学报, 2020, 38 (2): 4-9.

[14] 申燕凯, 段海滨, 邓亦敏, 等. 仿鸽群被动式惯性应急避障的无人机集群飞行验证 [J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49 (10): 115-124.

[15] 刘海涛, 方晓钰, 顾新宇, 等. 无人机级联中继通信航迹规划方法 [J]. 中国民航大学学报, 2020, 38 (2): 4-9.

[16] 王 猛, 隋学艳, 梁守真, 等. 利用无人机遥感技术提取农作物植被覆盖度方法研究 [J]. 作物杂志, 2020 (3): 183-189.

[17] 张启钱, 许卫卫, 张洪海, 等. 复杂低空物流无人机路径规划 [J]. 北京航空航天大学学报, 2020 (7): 1275-1286.

[18] 陈 龙. 无人机航测技术在铁路带状地形测绘中的应用 [J]. 铁道勘测与设计, 2020 (4): 14-16.

[19] 甄 然, 于佳兴, 赵国花, 等. 基于卷积神经网络的无人机识别方法仿真研究 [J]. 河北科技大学学报, 2019, 40 (5): 31-37.

[20] 李 宁, 邹 彤, 孙德宝, 等. 基于粒子群的多目标优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2005, 41 (23): 43-46.

[21] 伍 力, 吴 捷, 钟丹虹. 多目标优化改进遗传算法在电网规划中的应用 [J]. 电力系统自动化, 2000, 24 (12): 45-48.

.....
(上接第 180 页)

表 2 定位系统实测结果对比

测试次数	实际坐标北纬/(°)	实际坐标东经/(°)	测试坐标北纬/(°)	测试坐标东经/(°)	误差/m
1	38.014 621 3	112.449 111 9	38.014 658 21	112.449 135	4.58
2	38.014 621 3	112.449 111 9	38.014 652 02	112.441 125	3.46
3	38.014 621 3	112.449 111 9	38.014 663 09	112.441 127	4.70
4	38.014 621 3	112.449 111 9	38.014 597 12	112.441 117	2.71
5	38.014 621 3	112.449 111 9	38.014 623 22	112.441 172 2	4.67

通信质量。此外, 该信标机通过采用双模块设计, 将通信频度提高至 2 次/min。避免了由单一模块损坏导致系统无法正常工作的情况发生, 提高了通信的可靠性。该定位系统精确度高, 适用性强, 能够长时间地监测目标的位置。

参考文献:

[1] 史 谦. 基于北斗短报文和落点预测的定位信标机的设计与实现 [D]. 太原: 中北大学, 2018.

[2] 庞 瑜. 基于北斗短报文通信的小水电站用电采集系统研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2016.

[3] 常 远. 基于北斗信标终端的应用软件设计与实现 [D]. 西安: 西北大学, 2015.

[4] 张 龙. 北斗/GPS 双模定位中的关键技术研究 [D]. 西安: 长安大学, 2016.

[5] 周 晓, 郑定超, 方玖琳. 基于 UM220 的北斗接收机及 WEB 终端设计 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (3): 238-240.

[6] 金双根, 张勤耘, 钱晓东. 全球导航卫星系统反射测量 (GNSS+R) 最新进展与应用前景 [J]. 测绘学报, 2017, 46

(10): 1389-1398.

[7] 于华明. 北斗卫星是怎样导航定位的 [J]. 计算机测量与控制, 2003, 10 (6): 457.

[8] 付国晴, 王 正. 卫星导航定位系统服务安全控制技术研究 [J]. 信息安全与通信保密, 2008 (8): 102-104.

[9] 刘学习. BDS/GPS 组合精密单点定位及其模糊度固定技术与方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2018.

[10] 邹绪平, 王相军. 北斗二代卫星导航系统定位优化仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2017, 34 (6): 80-83, 360.

[11] 岳孝东. GPS/BD 组合导航接收机信息处理算法研究 [D]. 沈阳: 沈阳航空航天大学, 2017.

[12] 彭丛林. 北斗导航系统定位算法仿真研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2009.

[13] 张舒黎, 石元兵, 王 雍. 北斗短报文通信安全研究 [J]. 通信技术, 2019, 52 (11): 2776-2780.

[14] 周一廷. 北斗卫星导航系统短报文加密技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.

[15] 范世雄, 潘路平, 马 颖. 基于北斗导航的民航技术应用体系 [J]. 民航学报, 2021, 5 (1): 9-15.