

杨桂松, 郑孝劲, 何杏宇, 等. 基于能量效益的无人机辅助移动群智感知系统任务分配[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(5): 52-60. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240507

基于能量效益的无人机辅助移动群智感知系统任务分配

杨桂松¹, 郑孝劲¹, 何杏宇^{1,2}, 贾明权³

(1 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093;

3 中国西南电子技术研究所, 成都 610036)

摘要: 与传统移动群智感知系统的感知工人相比, 无人机具有能够执行危险任务、易控制、不需要额外的激励成本等优点, 因此无人机更适合作为任务执行的主体。然而无人机的能量有限, 且感知任务的完成时间有限制, 因此如何综合考虑以上2个因素设计一种高效的任务分配方法是一个关键问题。由此提出一种基于能量效益的无人机辅助移动群智感知系统任务分配方法, 在能量效益最大化的同时提高系统任务完成率。该方法首先在无人机获得的回报和消耗的能量基础上定义了能量效益计算方式, 用于评价任务分配方案的优劣; 然后, 设计了一种改进的模拟退火遗传算法以获得能量效益最大化的任务分配方案。经实验证明, 与其他基准算法相比, 所提出方法在任务平均能耗、系统任务完成率、系统能量效益有更好的表现。

关键词: 移动群智感知; 能量效益; 无人机; 任务分配; 模拟退火遗传算法

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)05-0052-09

UAV-assisted mobile crowd sensing system task assignment based on energy efficiency

YANG Guisong¹, ZHENG Xiaojin¹, HE Xingyu^{1,2}, JIA Mingquan³

(1 School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 3 Southwest China Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China)

Abstract: Compared with the traditional mobile crowd sensing system for sensing workers, UAVs have the advantages of being able to perform hazardous tasks, being easy to control, and not requiring additional incentive costs, making them more suitable as the subject of task execution. However, the energy of UAVs is limited and the completion time of sensing tasks is restricted, so how to design an efficient task assignment method considering the above two factors is a key issue. Thus, an energy-efficient UAV-assisted mobile crowd sensing system task assignment method is proposed to improve the system task completion rate while maximizing energy efficiency. The method firstly defines an energy-efficient calculation based on the obtained returns and consumed energy by the UAV for evaluating the merits of the task assignment scheme; then, an improved simulated annealing genetic algorithm is designed to obtain an energy-efficient task assignment scheme that maximizes energy efficiency. It is experimentally demonstrated that the proposed method has better performance in average task energy consumption, system task completion rate, and system energy efficiency compared with other benchmark algorithms.

Key words: mobile crowd sensing; energy efficiency; drones; task assignment; simulated annealing genetic algorithm

0 引言

伴随着城市化进程的推进, 城市规模迅速扩张, 为了能够对城市进行精细化管理, 需要对城市中许

多方面的现状进行感知, 例如城市噪音、光污染、交通状况等。随着物联网和移动互联网技术的快速发展, 出现了一种新型感知范式: 移动群智感知^[1]。较传统的感知模式, 移动群智感知不需要部署大量

基金项目: 南通市科技局社会民生计划项目(MS12021060); 浦东新区科技发展基金产学研专项(PKX2021-D10); 敏捷智能计算四川省重点实验室开放式基金资助项目。

作者简介: 杨桂松(1982-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF会员, 主要研究方向: 物联网, 普适计算; 郑孝劲(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动群智感知; 贾明权(1982-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 先进智能计算。

通讯作者: 何杏宇(1984-), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, CCF会员, 主要研究方向: 物联网, 移动群智计算。Email: xy_he@usst.edu.cn

收稿日期: 2023-04-04

的固定传感器,大大降低了成本,并且移动智能设备的拥有者会自行补充能量、维修,不需要感知平台支付高额的感知设备维护费用。因此移动群智感知已经被广泛应用于智慧城市^[2-3]、智慧交通^[4-5]、空气质量检测^[6-7]等领域。

同时,随着5G、嵌入式技术、卫星网络等通信技术快速发展,使得无人智能设备也取得了可观进步。目前无人智能设备所拥有的感知能力较传统移动智能设备有了质的提升^[8]。无人机作为典型的无人智能设备,相较于传统的移动智能设备能够提供更多维度的感知数据(例如高空视角),且无人机能够实现标准化的感知流程,避免所收集的感知数据质量参差不齐。无人机还具有能够替代人类执行有生命危险和重复无聊的任务、容易集中控制、不需要复杂的激励机制等优势。因此无人机已成为灾难救援^[9-10]、监视^[11-12]和环境监测^[13-14]的新兴技术。虽然无人机拥有突出的优势,但是无人机的续航能力^[15]受到其能够携带的能量限制,因此如何在有限的能量下提高感知任务的执行效率是一个关键问题。而应对这一问题就需要有高效的任务分配方法,将任务分配给合适的无人机,并为其确定任务的执行顺序。

目前已有许多关于无人机任务分配^[16]的研究。多数研究集中于无人机在军事领域中的任务分配研究,如文献[17]针对无人机执行大规模任务的场景,提出了一种模拟退火遗传算法的无人机任务分配,减少任务分配的计算时间。文献[18]针对无人机战术层面的任务分配,提出了一种基于混合粒子群算法的无人机任务分配算法,该算法能够有效地完成多架无人机对更多目标的协调任务分配,降低总执行成本。在民用领域中,文献[19]提出了一种在目标和无人机数量较大的情况下有效执行任务分配问题的方法,根据任务的地点将任务聚类划分形成任务子集,然后为每个任务子集规划最佳路径,得以实现任务中每架无人机的行驶距离。文献[20]提出了一种基于改进蝙蝠算法的多无人机任务分配方法,该方法能够减少无人机群的总体飞行距离,从而实现减少能量消耗。文献[21]以一群无人机为工人研究了移动群智感知,从能耗的角度提出了任务分配和路径规划的联合问题,并设计了一种两阶段算法来解决联合问题。在算法的第一阶段,使用动态规划算法规划无人机的路径,在第二阶段,使用Gale-Shapley(GS)算法将感知任务分配给适当的无人机。文献[22]针对无人机辅助MEC(Mobile Edge

Computing)系统的能量最小化问题,提出了一种基于蚁群算法的无人机任务分配和飞行路线算法。

基于上述分析发现,现有的无人机任务分配方法只考虑如何在无人机能量限制下进行合理的任务分配,使无人机能够执行更多的任务。但是没有考虑到移动群智感知中感知任务的时间特性,感知任务往往是具有特定的时间要求,如对受灾区域的感知中,任务请求者通常会限定一个最迟完成时间,超过该时间所收集的感知数据对于任务请求者是没有价值的,这会导致执行该任务的无人机即使提交了数据但是依然得不到回报。这将会导致无人机耗费大量的能量去完成感知任务却无法得到回报,使得回报降低;同时感知平台无法按时向任务请求者反馈感知数据,导致任务失败,使得感知平台的任务完成率降低。导致这一情况的出现的原因是任务分配不合理以及无人机的任务执行顺序安排不合理。因此在无人机辅助移动群智感知系统中,如何在能量和任务完成时间的限制下为无人机分配合适的任务并确定任务的执行顺序,同时提高系统任务完成率是一个亟待解决的问题。

无人机任务分配算法已经被证明为NP难问题^[23]。考虑到群体智能算法在解决NP难问题具有优势,为了能够得到最优的任务分配方案,本文提出了一种面向无人机辅助移动群智感知系统的任务分配方法。该方法首先在无人机获得的回报和所消耗的能量基础上定义了能量效益计算方式,然后将能量效益作为优化目标,设计了一种改进的模拟退火遗传算法(Simulated Annealing Genetic Algorithm, SAGA)进行求解优化。模拟退火遗传算法将模拟退火算法与遗传算法结合,能够避免遗传算法收敛过早,种群进化缓慢的问题。并且针对在任务分配前,无人机无法确定执行任务数量的问题,改变了传统定长染色体编码方式,采用了一种不定长的染色体编码方式。根据不定长染色体设计了一系列对应的交叉变异的方法。通过该算法能够为无人机分配任务并确定任务执行顺序实现能量效益最大化,降低任务平均能量消耗,提高系统任务完成率。

1 系统模型与问题分析

1.1 系统模型

本文在系统模型设计时考虑的无人机辅助移动群智感知系统包含一个感知平台、多个任务请求者以及完成感知任务的无人机组,系统模型的工作流程如图1所示。在该模型中首先由任务请求者发起

数据请求,并将数据请求发布到感知平台,然后感知平台将数据需求转换为任务信息;接下来,感知平台会根据当前无人机信息与任务信息得出一个任务分配方案,依据该方案将任务信息发送给对应的无人机,无人机根据其收到的任务信息和执行顺序去完成对应感知任务,并将感知数据上传至感知平台;最后,感知平台将感知数据反馈给任务请求者。

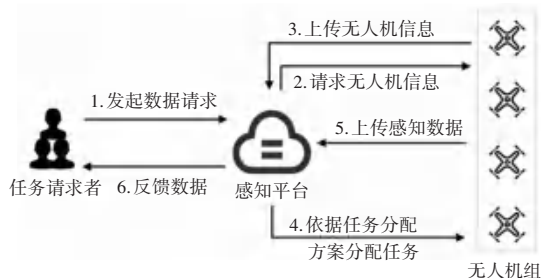


图1 系统工作流程

Fig. 1 System workflow

为了更好地阐述无人机辅助移动群智感知系统的任务分配过程,首先对该问题进行形式化描述。该问题可以描述为:感知平台有 m 个任务待执行,每个任务有不同的截止时间和感知地点要求,每个无人机在执行任务时需要前往特定的地点完成感知任务,任务结束后立即将感知数据上传至感知平台,在截止时间前将感知数据上传给感知平台,无人机会获得相对应的回报。本文假设所有任务都是可以由单个无人机执行完成,并且每个无人机能够同时接收多个任务信息。

在本系统中,发布的 m 个任务构成任务集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$, 每一个任务能够表示为 $t_i = \{l_i, dt_i, r_i, c_i\}$, 其中 $l_i = \{x_i, y_i\}$ 表示感知任务的执行地点坐标, dt_i 表示距离任务失效的剩余时间, r_i 表示完成该任务所能够得到的回报, c_i 表示无人机执行该任务所需要的时间。由 n 个无人机组成 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 任意一个无人机能够表示为 $d_j = \{E_{d_j}, V_{d_j}, P_{d_j}, HP_{d_j}, SR_{d_j}\}$, 其中 E_{d_j} 表示无人机 d_j 拥有能量值, V_{d_j} 表示无人机 d_j 的飞行速度, P_{d_j} 表示无人机 d_j 保持速度 V_{d_j} 的运行功率, HP_{d_j} 表示无人机悬停时运行功率, SR_{d_j} 表示无人机 d_j 运行传感器的功率。 $TC_p = \{t_{n_1}, t_{n_2}, \dots, t_{n_p}\}$ 表示无人机分配到了 n_p 个任务,并且按照 t_{n_1} 到 t_{n_2} 的顺序执行,其中 $t_{n_1} \in T$ 。 TC 表示从无人机基地出发和结束的所有可能任务执行顺序集合。无人机拥有固定的充电管理基地 $Base = \{x, y\}$, 该基地通常设置与感知区域中心。当 $TC_p = \{t_{n_1}, t_{n_2}, t_{n_3}, t_{n_4}, t_{n_5}\}$ 时,无人机 d_j 任务执行过程如图2所示。

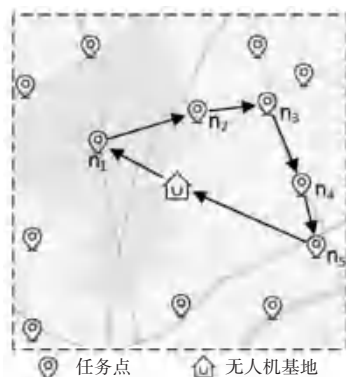


图2 无人机任务执行过程示意图

Fig. 2 Diagram of UAV mission execution process

1.2 问题分析

根据系统模型,本节首先给出了无人机能源效益的定义。本文将无人机能量效益定义为无人机飞行一趟执行任务所获得的回报与消耗的能源之比。本文将在任务完成时间和无人机能量限制下,为无人机合理分配任务,并确定任务执行顺序,最大化每个无人机的能量效益。

当无人机接受到任务信息 $TC_p = \{t_{n_1}, t_{n_2}, \dots, t_{n_p}\}$ 后,去执行任务所消耗的能量包含了2个部分。一部分是在不同的地点之间飞行的能量消耗,另一部分是无人机在任务地点悬停完成感知任务时的能量消耗。因此无人机 d_j 的能量消耗计算公式为:

$$ECost_{d_j-TC_p} = F_{d_j} + H_{d_j} \quad (1)$$

其中, F_{d_j} 表示飞行能量消耗, H_{d_j} 表示悬停感知能量消耗。研究可知,无人机飞行的能量消耗,主要与无人机的飞行时间相关。所以需要先计算出无人机总的飞行路程。由于无人机的运动路线不受地面障碍物的影响能够在2个任务地点进行直行,2个地点之间距离为欧式距离,计算公式为:

$$dis(t_i, t_j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (2)$$

无人机 d_j 依据 TC_p 的顺序去执行任务,因此无人机 d_j 飞行路程计算公式为:

$$Dis_{d_j-TC_p} = dis(Base, t_1) + dis(Base, t_{n_p}) + \sum_{i=1}^{n_p-1} dis(t_{n_i}, t_{n_{i+1}}) \quad (3)$$

由于无人机的提速过程短,因此能够认为无人机在2个地点之间进行运行的过程是一个匀速飞行的过程,由此可以得出无人机 d_j 总的飞行时间 $Time_{TC_p}$ 为:

$$Time_{TC_p} = \frac{Dis_{d_j}}{V_{d_j}} \quad (4)$$

因此,在已知无人机 d_j 保持速度 V_{d_j} 每分钟所消

耗的能量为 P_{d_j} , 由此能够得出无人机 d_j 总的飞行能量消耗:

$$F_{TC_p} = Time_{TC_p} \times P_{TC_p} \quad (5)$$

无人机在执行任务的过程中, 处于悬停状态, 无人机悬停中的运行功率为 HP_{d_j} , 并且无人机需要启动传感器, 已知传感器运行功率为 SR_{d_j} 。因此无人机悬停执行任务时消耗的能量计算公式为:

$$H_{TC_p} = \sum_{i=1}^{n_p} c_{t_i} \times (HP_{d_j} + SR_{d_j}) \quad (6)$$

其中, $\sum_{i=1}^{n_p} c_{t_i}$ 表示完成任务所消耗的时间。

当无人机依据 TC_p 的顺序去完成任务时, 由于每个任务有不同的完成时间, 无人机想要得到回报需要在限定时间内去提交数据, 因此如何去判断工人是否能够在限定时间内提交感知数据, 需要计算无人机到达该地点的所需要的时间, 其计算公式为:

$$C_{t_{n_i-TC_p}} = \frac{dis(Base, t_1) + \sum_{z=1}^{n_i-1} dis(t_z, t_{z+1})}{v_{d_j}} \quad (7)$$

判断按照该路线下完成该任务得到的回报:

$$r_{t_{n_i-TC_p}} = \begin{cases} r_{t_i}, & \text{if } C_{t_{n_i-TC_p}} \leq dt_{t_i} \\ 0, & \text{if } C_{t_{n_i-TC_p}} > dt_{t_i} \end{cases} \quad (8)$$

无人机 d_j 依据总的回报计算公式为:

$$R_{d_j-TC_p} = \sum_{z=1}^{n_p} r_{t_z-TC_p} \quad (9)$$

因此无人机 d_j 能量效益计算公式为:

$$ER_{d_j-TC_p} = \frac{R_{d_j-TC_p}}{ECost_{d_j-TC_p}} \quad (10)$$

由此, 本文的任务分配的优化目标为:

$$MAX(ER_{d_j-TC_p}) \quad (11)$$

$$\text{s.t. } ECost_{d_j-TC_p} < E_{d_j} \quad (12)$$

2 改进的模拟退火遗传算法

2.1 模拟退火遗传算法流程

遗传算法是模仿生物进化中优胜劣汰的过程。在每次进化中都按某种方法从候选集合选取较优的个体, 形成一组候选个体, 利用遗传算子(选择、交叉和变异)对这些个体进行组合, 产生新一代的候选解群, 重复此过程, 直到满足某种收敛指标为止。而模拟退火算法相对于一般智能优化算法而言, 具有很强的局部搜索能力, 并能使搜索过程避免陷入局部最优解。所以本文将模拟退火算法融合到遗传算法中的选择个体的策略上。模拟退火遗传算法流程如图 3 所示。

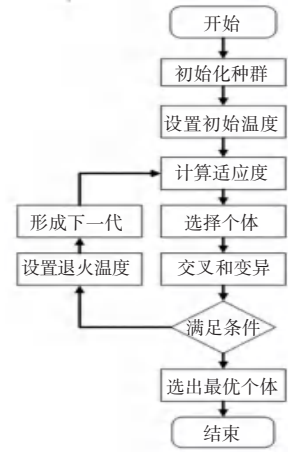


图 3 模拟退火遗传算法流程

Fig. 3 Flow chart of simulated annealing genetic algorithm

模拟退火遗传算法是将遗传算法与模拟退火算法两个算法结合构成的一种优化算法, 该算法保留了遗传算法的框架。先随机产生一组初始解, 然后开始全局最优解的搜索过程, 接着通过选择、交叉、变异等遗传操作来产生一组新的个体, 最后根据模拟退火中的 Metropolis 准则对候选种群进行选择, 以其结果作为下一代群体中的个体。这个运行过程反复地进行, 直到满足某个终止条件为止。对此, 将给出阐释分述如下。

(1) 种群初始化及染色体编码。传统遗传算法中染色体通常是固定长度, 但是考虑到无人机能量和感知任务完成时间的限制, 在进行任务分配之前无法确定无人机能够完成多少个任务, 因此本文改进了染色体编码方式, 采用不定长染色体编码方式。不定长染色体编码中的基因采用十进制方式表示。由上文系统建模已知任务数为 m , 初始化染色体为随机生成长度为 len 的染色体, 其中 $1 \leq len \leq m$ 。染色体上的 len 个基因对应着 $[1 - m]$ 之间不同数值的随机排列。基因对应的数字表示的是无人机需要执行的感知任务编号, 基因排列的顺序为感知任务的执行顺序。由于无人机在线上时都是在无人机基地, 并且在完成任务后还需要返回无人机基地。因此在染色体的头尾需要加上无人机基地, 无人机基地用 0 表示。例如当有 8 个任务时, 具体任务信息见表 1。

表 1 任务信息表

Table 1 Task information sheet

任务信息	任务信息
$t_1 = \{(1, 2), 15, 5, 2\}$	$t_5 = \{(3, 5), 10, 9, 3\}$
$t_2 = \{(4, 2), 20, 6, 3\}$	$t_6 = \{(1, 3), 12, 8, 2\}$
$t_3 = \{(2, 3), 18, 10, 3\}$	$t_7 = \{(5, 2), 18, 2, 1\}$
$t_4 = \{(5, 5), 25, 2, 2\}$	$t_8 = \{(4, 1), 18, 5, 2\}$

根据表1的任务信息随机初始化3个染色体,得到的编码如图4所示。

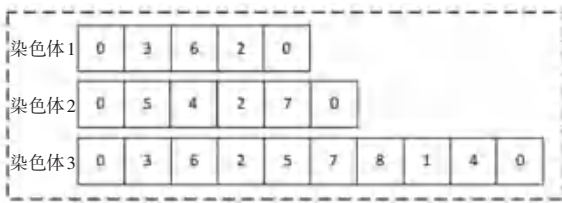


图4 染色体编码示意图

Fig. 4 Diagram of chromosome coding

由于无人机的能量限制和感知任务完成时间限制,初始化任务分配方案可能无法满足无人机能量和感知任务完成时间要求。因此随机初始化完成后,需要依据式(1)和式(7)判断无人机能量是否充足和任务是否能够全部按时提交。只要其中一个不满足称之为无效方案,否则为有效分配方案。当无人机 $d = \{100, 5, 10, 8\}$, 无人机基地 $Base = \{3, 3\}$ 时,根据该方法能够得到图4中的染色体1、2为有效方案,染色体3为无效方案。

(2)选择算子。选择操作是将适应度值较大的染色体直接保留到下一代或通过交叉算法产生新的染色体再遗传到下一代,实现优胜劣汰。本文选取能量效益作为适应度函数,用于评判任务分配方案的优劣。采用二元锦标赛为后续种群进化选择能量效益值高的个体,在每次选择操作之前,要先计算当前种群中所有个体的能量效益,然后每次从中选择2个个体,选择能量效益的个体进入作为下一代种群的候选。直到候选个体数量达到预设值结束选择,组成候选种群。

(3)交叉算子。当通过选择操作后能够获得一批能量效益较高的个体,然后需要进行交叉操作以便能够得到更多能量效益高的染色体,并且能够维持种群的多样性。针对不定长染色体之间交叉,本文提出了4种交叉操作。第1种是切断交叉,选择2条染色体,在2条染色体上随机选择2个交叉点,进行分割并交换交叉点右侧的部分,从而得到2个不同的染色体,如图5(a)所示。第2种是单点交叉,选择2条染色体,在两条染色体上分别随机选择一个交叉点,将该交叉点上基因进行交换,如图5(b)所示。第3种是多点交叉,分别在2条染色体上随机选择多个交叉点,然后将2个染色体对应的交叉点上的基因进行交换,如图5(c)所示。第4种是染色体内交叉,在染色体上随机选择2个交叉点,交换2个交叉点上的基因,由此生成变异后新的染色体,如图5(d)所示。若是进行交叉后发生基因冲

突,将冲突基因中原来的基因去除,并且也需要进一步判断新染色体是否满足无人机能力和任务完成时间的限制。

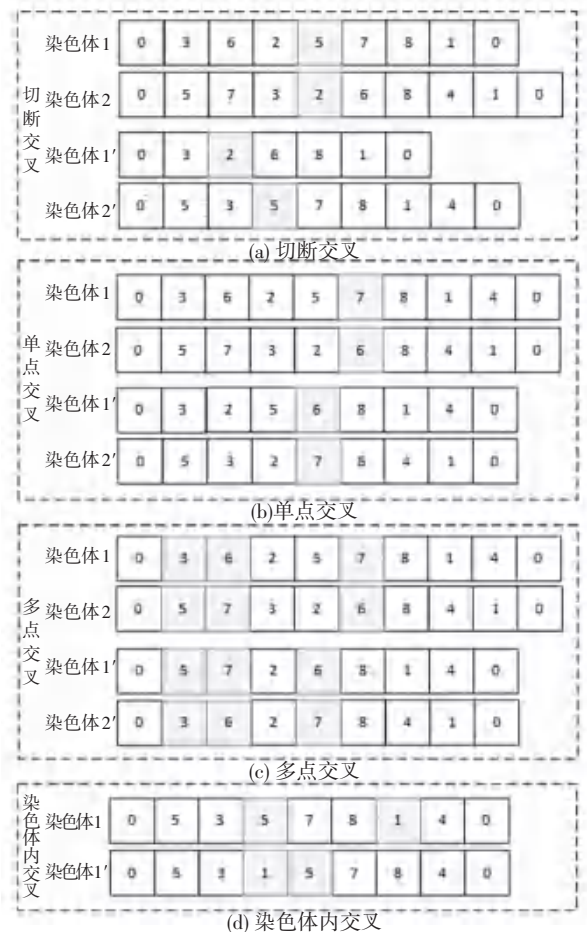


图5 染色体交叉过程示意图

Fig. 5 Schematic diagram of chromosome crossover process

(4)变异算子。变异操作将从候选集合中,随机选择一个染色体,对该染色体进行变异操作,由此产生一个新的染色体。针对不定长染色体的变异,本文提出了3种方法。第一种是染色体变长,是先选择一条染色体,然后随机产生一个在1至任务数量范围内的数,将其加入到染色体末端,由此生产一个新的个体,如图6(a)所示。第2种是染色体变短,先选择一条染色体,随机选择一个变异点,然后随机产生一个在1至任务数量范围内的数去替换变异点的基因,如图6(b)所示。第3种是染色体内变异,先选择一条染色体,随机选择一个变异点,将该点位的基因去除,后面的基因往前移动,由此生成一个新个体,如图6(c)所示。基因变异操作后产生的基因冲突处理方式与交叉操作中的处理一致,并且也需要进一步判断新染色体是否满足无人机能力和任务完成时间的限制。

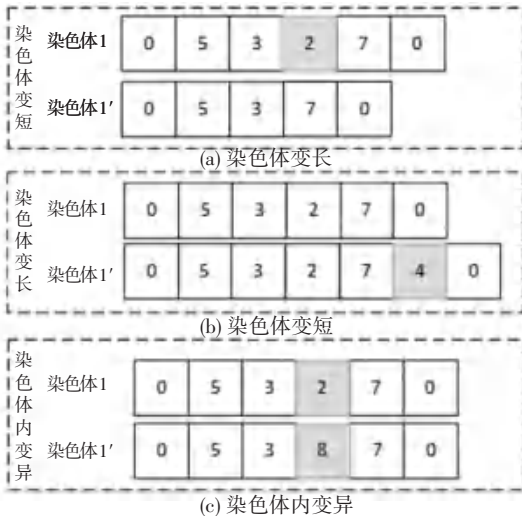


图6 染色体变异示意图

Fig. 6 Schematic diagram of chromosome variation

(5) 模拟退火优化子代种群。在种群经过选择、交叉、变异之后,根据模拟退火中的 Metropolis 准则调整种群对子代进行优化。这一步骤是将该种群中相对于前一代对应编号个体的优良个体保存下来,而非优良个体则按照一定概率选择保留,否则还原为前一代对应编号个体。

将无人机的能量效益作为优化目标,分别计算父代与子代种群的能量效益,计算父代与子代的能量效益差值。根据 Metropolis 准则,当差值小于 0,表明子代优于父代,将子代加入到新种群中。当差值大于等于 0,表明父代优于子代,此时计算概率值:

$$pr = \exp \left\{ -\frac{\Delta ER}{k \times temp} \right\} \quad (13)$$

其中, k 和 $temp$ 是常数, ΔER 表示父代个体与子代个体的能量效益的差值。这样一来,就能够控制在高温阶段有较大的概率让非优良个体进入子代,温度越低其进入子代的可能性越低,能够避免过早陷入局部最优。温度冷却函数为:

$$temp_{i+1} = \vartheta \times temp_i \quad (14)$$

其中, ϑ 为收敛率, $0 < \vartheta < 1$, 下标 i 表示当前迭代的次数。

由于概率值只与能量效益差值的大小有关,而且随能量效益差值递增而递减。能量效益差值越小,表明子代与父代之间区别较小,因而是较好的子代,而此时概率值也就越大,子代越容易被接受。在此基础上,选择过程选取了 2 种方案。一是优于父代的子代,二是次于父代、但比较接近父代的子代,从而使新种群的整体水平优于原种群。

2.2 算法研发

根据上述过程求解能量效率最大化的任务分配

方案算法描述如下。

算法 1 改进的模拟退火遗传算法的任务分配

输入 任务集合 T , 无人机信息 D , 最大迭代次数 $Count$

输出 无人机 D 全局最优的任务完成方案和执行顺序

1. 种群大小 $size$, 当前迭代次数 i , 当前个体数量 j , 任务数量 m , 种群集合 S , 初始化温度 $temp$

// 初始化参数

2. While $j < size$ do

3. 随机生成 $[1, m]$ 上的随机数 tmp

4. 随机生成 tmp 个 $[1, m]$ 的随机数组成一个个体

5. 根据式(1)计算该个体所消耗的能量是否足够, 利用式(7)计算该个体是否能够按时完成任务, 若都满足的情况下将该个体加入种群 $S, i++$

6. END While

7. While $i < Count$ do

8. 根据式(10)计算能量效益, 并得出 $Gbest$ 个体

9. 依据二元锦标赛方法从种群 S 中选出一半的个体构成 S'

10. $K = size/2$

11. While $k < size$

12. 从 S' 选择染色体进行交叉, 生成新的个体, 添加到 $S', k++$

13. 从 S' 选择染色体进行变异, 生成新的个体, 添加到 $S', k++$

14. END While

15. 利用 Metropolis 准则调整种群 S' , 得到最终的子代种群 S''

16. 根据式(14)进行退火

17. 得出新的 $Gbest'$ 个体

18. END While

19. 输出最佳个体 $Gbest$, 得到最佳任务分配方案以及执行顺序

20. END

3 实验分析

为了进一步验证本文所提出基于能量效益的任务分配方法的有效性和算法性能, 本文在 Python 中对研究提出的任务分配的效率进行了实验验证, 本文实验中所使用的任务信息通过设定随机函数生成。实验中的主要参数设置见表 2。

表2 实验参数设置

Table 2 Experimental parameters setting

参数	取值范围
任务数量	[10,100]
无人机数量	25
无人机能量	1 000
无人机速度	5
无人机匀速飞行功率	20
无人机传感器运行功率	5
无人机保持悬停功率	10

3.1 对比算法

为了评估本文所提出的任务分配方法性能,选取以下2种方法作为基线算法。具体内容如下。

(1)基于距离贪心的无人机任务分配方法(D_G)。该算法优先无人机能量的限制,在分配过程中只考虑无人机当前的移动距离,只选择距离最近的任务执行,并且需要保证执行完该任务后有足够的能量能够返回无人机基地。

(2)基于时间贪心的无人机任务分配方法(T_G)。该算法优先感知任务的完成时间限制,在分配过程中只考虑任务的剩余时间,优先分配剩余时间最短的任务执行,并且需要保证执行完该任务后有足够的能量能够返回无人机基地。

3.2 评价准则

(1)系统任务完成率。本文将任务完成率定义为所有无人机成功执行的任务与总任务数量的比值。任务完成率越高,表明该任务分配方案能够让无人机按时完成感知任务越多。可由式(15)来运算:

$$\text{系统任务完成率} = \frac{\text{所有无人机成功执行的任务数量}}{\text{总任务数量}} \quad (15)$$

(2)任务平均能量消耗。本文将任务平均能量消耗定义为所有无人机执行任务所消耗的飞行能量与成功执行的任务总数之比,任务平均能量消耗越低,表明无人机的任务执行顺序更加合理,减少了无人机的无效飞行。可由式(16)来运算:

$$\text{任务平均能量消耗} = \frac{\text{所有无人机执行任务消耗的飞行能量}}{\text{成功执行的任务总数}} \quad (16)$$

(3)系统能量效益。本文将系统能量效益定义为所有无人机执行任务所获得的回报与所有无人机执行任务所消耗的飞行能量之比。能量效益越高,表明无人机所消耗的单位能量带来的回报更高。可由式(17)来运算:

$$\text{系统能量效益} =$$

$$\frac{\text{所有无人机执行任务所获得的回报}}{\text{所有无人机执行任务所消耗的飞行能量}} \quad (17)$$

(4)单个无人机平均执行任务数量。本文将单个无人机平均执行任务数量定义为成功执行的任务总数与使用的无人机数量之比。单个无人机平均执行任务数量越多,表明该分配方法能够为无人机找到更为合适的任务分配方案,并成功执行。可由式(18)来计算:

$$\text{单个无人机平均执行任务数量} = \frac{\text{成功执行的任务总数}}{\text{使用的无人机数量}} \quad (18)$$

3.3 结果分析

考虑到任务数量对能量效益的影响,本文采用定量分析法开展实验,分析不同算法在不同的任务数量下在系统任务完成率、任务平均能量消耗、系统能量效益、单个无人机平均执行任务数量的表现。

(1)不同算法的系统任务完成率。本实验固定无人机数量为25架,研究在不同的任务数量下不同任务分配方法的系统任务完成率。在实验过程中,通过算法1为单个无人机分配任务,将任务分配出去的任务从任何集合中去除,反复进行任务分配直到没有无人机,或者没有任务(后续实验步骤与本实验一致)。任务数量对系统任务成功率的影响如图7所示。从图7可以看出,SAGA算法系统任务完成率高于T_G、D_G,但是随着任务数量超出无人机数量2倍时,会导致系统任务完成率快速下降,但是随着任务的增加,任务分布更加密集,只是一趟飞行能够选择的任务更多,因此任务完成率不会再快速下降,最终系统任务完成率65%上下波动。对比算法D_G,都是选择距离当前位置最近的任务,因此就能够尽可能地完成各项距离近的任务。但对于算法T_G而言,由于其一直选择剩余时间最短的任务,导致其在飞行上所耗费的时间更多,从而导致完成的任务更少。

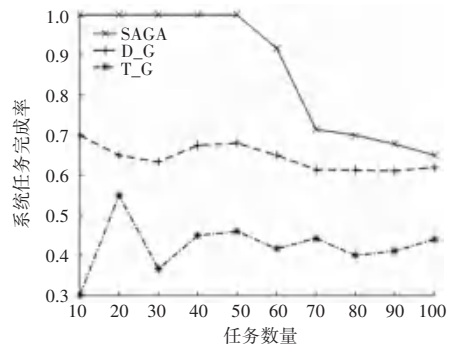


图7 任务数量对系统任务成功率的影响

Fig. 7 Effect of the number of tasks on the success rate of system tasks

(2)不同算法的任务平均能量消耗。本实验固定无人机数量为 25 架,研究在不同的任务数量下不同任务分配方法的系统任务完成率。任务数量对任务平均能量消耗的影响如图 8 所示。从图 8 可以看出本文所提出的 SAGA 算法,任务平均能量消耗整体上是低于对比算法 T_G、D_G 的,并且本文所提出的算法在任务平均能量消耗上随着任务的增多不断地降低。这是因为随着任务数量增多,无人机能够选择的任务更多,而不需要飞行较长的路程去执行任务,从而降低了任务平均能量消耗。D_G 则一直选择距离无人机当前位置最近的任务去执行,总体上任务平均能量消耗变化不大,不会随着任务数量的增多而降低,这是因为无人机选择最近的任务,有可能是逐渐远离无人机基地,导致最后将返回时所消耗的能量过多。而 T_G 算法只考虑任务的剩余时间,导致无人机的飞行路线不合理,在飞行中浪费了很多能量,使得任务平均能量消耗居高不下。总体可以得出本文提出的 SAGA 算法较 T_G、D_G 算法在任务平均能量消耗上平均降低了 55%。

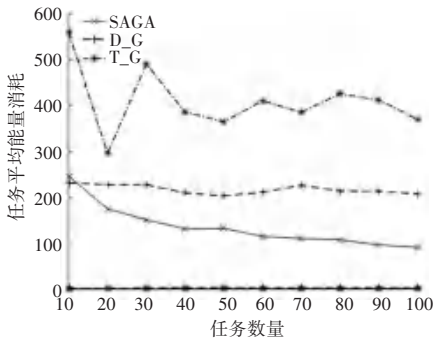


图 8 任务数量对任务平均能量消耗的影响

Fig. 8 Effect of the number of tasks on the average energy consumption of a task

(3)不同算法的系统能量效益。本实验固定无人机数量为 25 架,研究在不同的任务数量下不同任务分配方法的系统能量效益。任务数量对系统能量效益的影响如图 9 所示。从图 9 可以看出本文所提出的 SAGA 算法在系统能量效益上随着任务数量的增加而增加,而对比较算法的系统能量效益却没有受到任务数量的明显影响,对比较算法都是在区间值内小幅度波动。以上这种现象主要是因为本文在进行单个无人机分配的过程中是选择了当前所有任务中能量效益高的任务,并进行合理的执行顺序设定。通过本文所提出的算法能够优先选择执行回报高、能量消耗低的任务。从而保证能量效益较高,并且随着任务数量的增加,无人机能够选择的高能量、消耗低的任务更多,因此系统能量效益随着任务数量的增多有着明

显的增加。总体可以得出本文提出的 SAGA 算法较 T_G、D_G 算法在系统能量效益上平均提高了 106%。

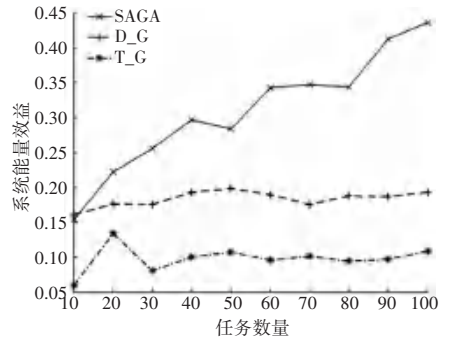


图 9 任务数量对系统能量效益的影响

Fig. 9 Effect of the number of tasks on the system energy efficiency of a task

(4)不同算法的单个无人机平均执行任务数量。本实验固定无人机数量为 25 架,研究在不同的任务数量下不同任务分配方法的单个无人机平均执行任务数量。任务数量对单个无人机平均执行任务数量的影响如图 10 所示。从图 10 可以看出本文所提出的 SAGA 算法单个无人机平均执行任务数量随着任务数量的增加而增多,这是由于任务数量增加后,无人机可选择高回报、低消耗的任务增加,平均每个无人机能够执行的任务也会增加。由于对比算法 D_G 和 T_G 在分配过程中都是会将无人机的能源耗尽,所以总体上对比算法的单个无人机平均执行任务数量相比于本文所提出的算法较高。而本文所提出的算法,为了能够提高单个无人机的能源效益,即使存在很多任务未执行和有剩余能量的情况下,同样有可能会选择不执行更多的任务,所以本文所提出的算法单个无人机平均执行任务数量是在任务数量少的情况下会低于对比算法。但是随着任务数量的增加,本文所提算法的单个无人机平均执行任务数量能达到对比算法 T_G 一样的性能。

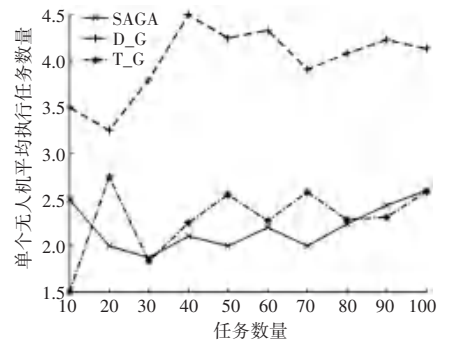


图 10 任务数量对单个无人机平均执行任务数量的影响

Fig. 10 Effect of number of missions on the average number of missions performed by a single UAV

4 结束语

在无人机辅助移动群智感知系统中,现有的无人机任务分配方法仅仅是考虑了无人机能量的限制,没有考虑到感知任务具有回报和截止时间的特性。针对该问题,本文设计了能量效益的计算方法,设计了一种改进的模拟退火遗传算法,为无人机分配任务并确定执行顺序。经实验证明本文所提出方法相对于对比算法,在任务平均能量消耗、系统任务完成率、系统能量效益等方面有了明显提升。未来将挖掘出更多任务特性,研究异构无人机任务分配问题、以及复杂任务的无人机协作问题并采用更高效的智能算法来优化感知平台的任务分配。

参考文献

- [1] GANTI R K, YE Fan, LEI Hui. Mobile crowdsensing: Current state and future challenges [J]. IEEE Communication Magazine, 2011, 49 (11): 32-39.
- [2] BOCK F, MARTINO S D, ORIGLIA A. Smart parking: using a crowd of taxis to sense on-street parking space availability [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21 (2): 496-508.
- [3] SZABÓ R, FARKAS K, ISPÁNYI M, et al. Framework for smart city applications based on participatory sensing [C]//2013 IEEE 4th International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom). Budapest:IEEE, 2013: 295-300.
- [4] KOUKOUMIDIS E, MARTONOSI M, PEH L S. Leveraging smartphone cameras for collaborative road advisories [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 11(5): 707-723.
- [5] DU Yun, GUO Xin, SHI Chenyang, et al. DSDCS: Detection of safe driving via crowd sensing [C]//14th International Conference on Advanced Data Mining and Applications. Nanjing, China: Springer, 2018: 170-177.
- [6] SEID S, ZENNARO M, LIBSE M, et al. Mobile crowdsensing based road surface monitoring using smartphone vibration sensor and Lorawan [C]//Proceedings of the 1st Workshop on Experiences with the Design and Implementation of Frugal Smart Objects. London: ACM, 2020: 36-41.
- [7] FENG C, WANG W, TIAN Y, et al. Estimate air quality based on mobile crowd sensing and big data [C]//2017 IEEE 18th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM). Macau: IEEE, 2017: 1-9.
- [8] KRAUSE A, GUESTRIN C E. Near-optimal nonmyopic value of information in graphical models [J]. arXiv preprint arXiv: 1207.1394, 2012.
- [9] 邓继伟. 无人机低空遥感技术在铁路应急测绘中的应用 [J]. 铁道勘察, 2023, 49(3): 12-18.
- [10] SHAMSOSHOARA A, AFGHAH F, RAZI A, et al. An autonomous spectrum management scheme for unmanned aerial vehicle networks in disaster relief operations [J]. IEEE Access, 2020, 8: 58064-58079.
- [11] GIRI P. Collaborative geographic area surveillance by system of drones [C]//2022 23rd IEEE International Conference on Mobile Data Management (MDM). Washington DC, USA: IEEE, 2022: 340-342.
- [12] SAVKIN A V, HUANG Hailong. A method for optimized deployment of a network of surveillance aerial drones [J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(4): 4474-4477.
- [13] BERYOZKINA S, AL-SHAKHS N. Real-life application of the emission monitoring system by using a drone [C]//2020 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2020 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (IEEEIC/ICPS Europe). Madrid, Spain: IEEE, 2020: 1-6.
- [14] YILDIRIM Ö, DIEPOLD K, VURAL R A. Decision process of autonomous drones for environmental monitoring [C]//2019 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA). Sofia, Bulgaria: IEEE, 2019: 1-6.
- [15] XU Yang, SUN Zhu, XUE Xinyu, et al. A hybrid algorithm based on MOSFLA and GA for multi-UAVs plant protection task assignment and sequencing optimization [J]. Applied Soft Computing Journal, 2020, 96(2): 1-12.
- [16] XU S, LI L, ZHOU Z, et al. A task allocation strategy of the UAV swarm based on multi-discrete Wolf pack algorithm [J]. Applied Sciences (S2076-3417), 2022, 12 (1331): 1-21.
- [17] HUANG Kai, DONG Yu, WANG Dongning, et al. Application of improved simulated annealing genetic algorithm in task assignment of swarm of drones [C]//2020 International Conference on Information Science, Parallel and Distributed Systems (ISPDS). Xi'an, China: IEEE, 2020: 266-271.
- [18] YEDING L, JIYANG D. Research on UAV task assignment based on hybrid particle swarm algorithm [C]//2021 4th International Conference on Intelligent Autonomous Systems (ICOIAS). Wuhan, China: dblp, 2021: 361-365.
- [19] YAVUZ H S, GÖKTAS H, ÇEVİKALP H, et al. Optimal task allocation for multiple UAVs [C]//2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU). Gaziantep, Turkey: IEEE, 2020: 1-4.
- [20] SHI Jiaqi, TAN Li, LIAN Xiaofeng, et al. Multi-UAV task allocation method based on improved bat algorithm [C]//Artificial Intelligence and Security: 7th International Conference (ICAIS). Ireland: ACM, 2021: 205-213.
- [21] ZHOU Zhenyu, FENG Junhao, GU Bo, et al. When mobile crowd sensing meets UAV: Energy-efficient task assignment and route planning [J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(11): 5526-5538.
- [22] XIAO Hui, HU Zhigang, YANG Kun, et al. An energy-aware joint routing and task allocation algorithm in MEC systems assisted by multiple UAVs [C]//2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Limassol, Cyprus: IEEE, 2020: 1654-1659.
- [23] WHITBROOK A, MENG Qinggang, CHUNG P W H. Addressing robustness in time-critical, distributed, task allocation algorithms [J]. Applied Intelligence, 2019, 49(1): 1-15.