

DOI: 10.3901/JME.2019.11.001

面向灾难搜索救援场景的空地协同无人群体任务规划研究*

李明龙¹ 杨文婧¹ 易晓东^{1,2} 王彦臻^{1,2} 王 戟¹

(1. 国防科技大学高性能计算国家重点实验室 长沙 410073;

2. 国防科技创新研究院人工智能研究中心 北京 100091)

摘要: 面向地震场景, 提出了一种有效的空地协同搜救框架, 高空侦察机获取地面受损建筑物位置信息传递给无人机搜索群体, 无人机根据此信息做分布式任务规划, 到达目标建筑对受灾人群做进一步侦察, 并将伤员密度分布信息传递给地面无人车群体。无人车做集中式规划, 到达伤员地点执行救援任务。针对无人机群体的任务规划, 根据其小型、廉价、可大规模部署以及通信能力弱的特点, 改进传统的拍卖任务规划方法, 提出了一种新的基于通信保持的拍卖方法(CMBA); 救援无人车群体虽然载荷能力强, 但是在灾区恶劣道路环境条件下, 无法大规模部署, 必须发挥其执行任务的最大效用, 传统遗传算法适用于中心化的精确任务规划, 但是存在易陷入局部最优解的缺点, 提出了一种自适应反馈调节遗传算法(AFBA-GA)改进这一缺点。通过在机器人仿真器中和标准数据集上的测试, 验证了任务规划方法的有效性。

关键词: 灾难搜救; 空地协同; 基于通信保持的拍卖算法(CMBA); 自适应反馈调节遗传算法(AFBA-GA)

中图分类号: TG156

Swarm Robot Task Planning Based on Air and Ground Coordination for Disaster Search and Rescue

LI Minglong¹ YANG Wenjing¹ YI Xiaodong^{1,2} WANG Yanzhen^{1,2} WANG Ji¹

(1. HPCL, National University of Defense Technology, Changsha 410073;

2. Artificial Intelligence Research Center, National Innovation Institute of Defense Technology, Beijing 100091)

Abstract: A novel method of swarm robot task planning based on air and ground coordination is proposed for earthquake search and rescue. A surveillance aircraft gets the positions of the damaged buildings, and passes this information to the UAV swarm. The UAV swarm uses a decentralized method to plan the searching paths based on this information. They get the positions and number of the injured people, and pass this information to the unmanned vehicles. The vehicles rescue the people according to it. A method of communication-maintain-based auction (CMBA) is provided for the UAV planning, considering the UAV features including that they are cheap, small and easy to be deployed massively. A planning method for the unmanned vehicles is provided, which is a centralized approach of adaptive-feedback-based adjustment-GA (AFBA-GA). Compared with traditional GA, our method is easier to escape from local optimum. By the experiments in the simulated robot environment and the tests on a CVRP benchmark, the effectiveness of the planning methods is validated.

Key words: disaster search and rescue; air and ground coordination; CMBA; AFBA-GA

0 前言

地震是典型的自然灾害, 具有无预兆性、破坏性强、社会影响大、防御难度大的特点, 如果发生在人口稠密的村镇和城市, 往往造成巨大的人员和

财产损失。地震往往伴随余震、火灾、水灾、毒气泄漏、瘟疫等次生灾害, 有极大的危险性, 给人工救援工作造成了困难。协作群体机器人系统, 在现今社会的生产生活中, 日益发挥重要作用, 例如智能仓储^[1]、智能农业^[2]、智能监控系统^[3]等领域, 面向自然灾害场景, 采用群体智能机器人协同搜索救援, 可以有效规避危险, 并且提高搜救效率。

本文面向地震搜索救援场景, 提出了高空侦察

* 国家自然科学基金(91648204, 61303185, 61532007)和高性能计算重点实验室(201502-01)资助项目。20180821 收到初稿, 20190403 收到修改稿

机、无人机群体、无人车群体的空地协同搜救新方式。高空侦察机具有快速机动、视野广阔、不受地形限制特点,可以利用其优势对受灾区域快速侦察,获取受损建筑物位置信息,传递给无人机搜索群体;无人机群体具有廉价、小型、便于大规模运输和部署的特点,可在其上安装红外、声呐、雷达等生命探测装置,派送到各个受损建筑物地点,做进一步的受灾人员检测,形成总体受灾人员密度分布图,传递给后方无人车救援群体;无人车具有体型较大、运载能力强的特点,可根据获取到的受灾人员密度分布信息实施救援。

本文面向的空地协同搜索救援任务可分解为两个任务规划问题。一是已知受损建筑物位置信息的无人机群体搜索任务规划,二是已知受灾人群密度分布信息的无人车群体救援任务规划。国内外学者针对多机器人和群体机器人的任务规划问题展开了许多研究,主要分为分布式任务规划和集中式任务规划。

分布式任务规划不依赖于中心节点,具有鲁棒性,而且规划速度较快,可以实现动态在线规划。多主体(Multi-Agent)理论^[4]中,群体中交互的主体通过相互协作,可以构建整体智能。基于行为的反应式多主体理论中,任务可通过行为表述,最初由 BROOKS 提出,以包容模型(Subsumption Architecture)代表^[5],通过行为之间的抑制与包容,多主体可以松散耦合地分布式地实现行为的合作,从而构建整体的增长式的智能。基于角色转换的方式是另一种典型的分布式任务规划方式,任务群体中的不同机器人在不同条件下被赋予不同的角色,协同完成总体任务,2016 年世界机器人足球赛(RoboCup)的冠军队伍采取这种方式规划足球机器人行为^[6]。基于情绪阈值的任务规划方法中,各个机器人被赋予情绪,当对某个任务的急躁情绪值超过一定阈值,就会尝试去执行这个任务,当对某个任务的忍耐情绪值超过一定阈值,就会尝试放弃这个任务,群体中的各个机器人按照这种方式,分布式地容错地合作执行总体任务,PARKER 提出的 ALLIANCE 模型是这种阈值模型的典型代表,他利用这种方式开发了群体清扫机器人^[7]。蚁群算法把群体想象成蚂蚁,信息素种类和浓度可以指引蚂蚁行为,每只蚂蚁都可以在环境中留下信息素,从而分布式地合作完成任务^[8]。基于市场的方法是典型的分布式自组织方法,该方法模拟市场当中的拍卖行为,多个机器人都可以对任务投标,获胜机器人执行任务,如此迭代执行拍卖过程,最终完成总体任务,每个机器人都可以是竞拍者也可以是拍卖发起者。拍卖法可以

与其他方法相结合,完成较为复杂的群体任务,例如拍卖法和情绪阈值法结合,进行群体清扫应用的任务规划^[9]。NUNES^[10]采用拍卖方法解决了带有时空间限制的车辆途程问题(VRPTW),针对任务成簇分布的数据集,取得较好效果。TALEBPOUR 基于 Hoplites 框架^[11],在拍卖方法中融合主动行为与被动行为协同的概念,实现了分布式的群体机器人巡逻任务规划。

无人机群体搜索任务规划问题中,无人机小型、廉价,可以大规模部署,不受地面道路情况限制,可以实现较快速度的机动,但是通信能力较弱。

本文基于分布式的拍卖方法,解决此任务规划问题。考虑到灾难搜索场景下,无人机之间需要保持通信联通,以保证获取信息的完整性,并且及时把信息传递给后方无人救援群体。本文在拍卖方法中加入通信中继者角色转换概念,提出基于通信保持的拍卖方法(Communication-maintain-based auction, CMBA),某些情况下,当前无人机如果盲目执行当前获取的任务就会失去与群体通信,所以拍卖者会创建虚拟任务中继节点,加入任务集合当中继续拍卖。

中心化的任务规划依赖于中心节点,规划精度高,可以实现精确地最优或者近似最优的任务规划。蒙特卡洛树搜索算法(Monte-Carlo Tree Search)是一种不依赖于具体模型的强化学习方法,通过采样模拟的反馈回报,引导一棵树做不平衡地生长,此方法应用于任务规划,具有较强的全局寻优能力。围棋程序 AlphaGo 结合蒙特卡洛树搜索方法和深度学习方法,打败围棋大师李世石,获得世界瞩目^[12]。KARTAL^[13]应用结合并行与分支定界剪枝方法的蒙特卡洛树搜索方法解决了带有时空间限制的车辆途程问题(VRPTW),在任务点零散分布与成簇分布的数据集中都取得了较好效果,证明了该方法的普适性与有效性。蒙特卡洛树搜索方法往往善于解决有限步数规划问题,对于无限步数问题无能为力,比如巡逻问题,KARTAL^[14]通过在蒙特卡洛树中加入有用环(Useful-Cycles),解决了多机器人对抗巡逻任务规划问题。但是蒙特卡洛树搜索方法也存在缺点,即使有一定的剪枝策略,规划时间也往往很长,并且在问题规模较大时,分支数目较多,面临维度爆炸。遗传算法以较强的寻优能力著称,模拟生物进化行为,进行问题寻优。同时,由于种群规模和遗传代数的限制,遗传算法的搜索时间不会过长,也不会陷入维度爆炸的问题^[15]。但是遗传算法容易因为具体问题的特点,陷入早熟,收敛到局部最优解。

无人车群体救援任务规划问题中,无人车体型

大、运载能力强,但是由于灾区道路受损,无法大面积部署救援,无法快速机动到各个位置。所以在灾难搜救场景中,无人车资源显得尤其宝贵,需要中心化的精确规划,最大效用地发挥其作用。本文采用遗传算法解决此任务规划问题,针对遗传算法容易陷入局部收敛的问题,提出自适应反馈调节遗传算法(Adaptive-feedback-based adjustment-GA, AFBA-GA),基于种群适应值方差,评估种群多样性,在种群多样性降低到一定阈值的时候,采取种群爆发进化策略,跳出局部最优解。

本文在多机器人仿真环境中验证了无人机群体搜索任务规划方法CMBA的有效性;通过在带有容量限制的车辆途程问题(CVRP)的标准数据集上的测试结果,验证了无人车群体救援任务规划方法AFBA-GA的有效性,并且与普通遗传算法进行了结果对比和分析。

本文接下来的部分安排如下:第1节介绍空地协同搜救任务规划整体框架,第2节介绍无人机群体搜索任务规划方法,第3节介绍无人车群体救援任务规划方法,第4节是试验设置和试验验证,第5节是工作总结和研究展望。

1 空地协同搜救总体框架

1.1 空地协同搜救应用场景概述

地震灾害具有极大的破坏性,给生命财产造成巨大损失,并且往往伴随许多次生灾害,对于人员进入实施搜救造成困难。传统人工救援方式效率低,具有危险性,异构无人群体,例如高空侦察机、小型无人机、救援无人车等可以克服这些缺点,并且各有优势,利用异构无人群体的空地协同搜索救援,可以规避危险,提高搜索效率。

1.2 空地协同搜救总体框架概述

本文针对地震灾害特点,融合异构智能无人群体各自优势,设计空地协同搜救框架。如图1所示,高空侦察机具有视野广、机动能力强、续航强的特点,搜救框架中,先使用高空侦察机快速机动到目标点,获取地震受灾区域全貌,对受损建筑物的位置信息做标定,从而可以进一步映射为需要无人机群体前去搜索的位置,例如,有的房屋在地震中保持完整,就不需要无人机搜索,有的房屋已受损或者倒塌,需要无人机搜索。小型无人机群体具有廉价、体型小、机动性能好,易于运输的特点,可以大规模进入受灾区域,可在其上安装红外探测传感装置、雷达探测装置等生命探测传感器,可侦察到具体受灾建筑物内的生还人员,群体无人机之间通

过分布式通信,合成受灾区域整体的受灾人群密度分布图,将信息传递给后方无人车群体;无人车具有续航强、运载能力强的特点,但是由于受灾区域道路不同程度损坏,不易大规模进入实施救援,在平衡规划时间与规划精度的前提下,根据无人机群体侦察得来的信息做精确规划,再采取措施。

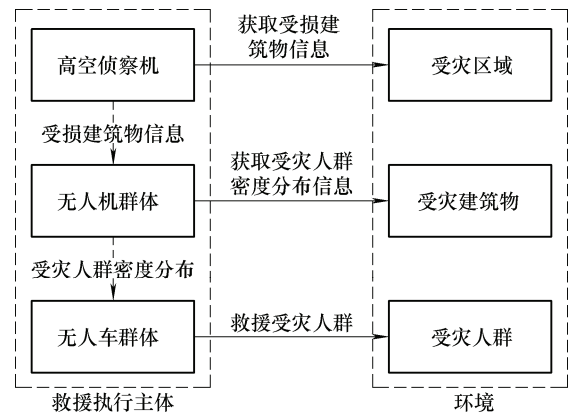


图1 地震场景下空地协同搜救整体框架

上述搜救框架中可以抽象出两个任务规划问题:一是无人机群体如何根据受损建筑物的位置信息,做快速地分布式地任务规划,到达目标点实施侦察,同时保持互相之间的通信联通,便于共享侦察信息,构建全局受灾人群密度分布图,同时保证及时传给后方无人车救援群体;二是无人车群体如何根据受灾人群密度分布图,做精确的任务规划,在不超过每个车辆容量的前提下,最大效用地救援受灾人群。

2 无人机群体搜索任务规划

2.1 问题描述

无人机群体得到高空侦察机传递的受损建筑物位置分布信息,需要尽快机动,对受损建筑物进行侦察,确定生还人员位置和数量信息。针对无人机群体的自身特点和侦察任务的需求,任务规划方法的设计需要满足以下目标。

(1) 为提高任务鲁棒性,需要实现分布式规划。

(2) 为保证无人机群获取到的受灾人群信息完整性以及及时将信息传递给后方无人车,需要保证无人机群之间以及无人机群与后方的通信保持。

(3) 为提高完成任务速度,需要保证无人机群总的移动距离尽量小。

上述三个目标的优先级排序是,目标(1)优先于目标(2),目标(2)优先于目标(3)。因为无人机廉价、体积小且便于携带,想要提高任务完成速度,完全可以通过多投放侦察无人机来实现,没有必要花费

大量时间做精确的最优化任务规划。但是,一旦一架无人机失去与其他无人机的通信,将会有受灾人员信息无法发送给后方救援无人车,受灾人员始终得不到救援,带来的损失是巨大的。更严重的是,如果规划是集中式的,不具有鲁棒性,某架无人机的失能会导致整个群体瘫痪,对于整个的空地协同搜救过程都会造成阻碍。针对上述任务规划问题,本文提出了一种新的基于通信保持的拍卖方法(Communication-maintain-based auction, CMBA)。

2.2 基于分布式拍卖方法的任务规划

基于市场法的拍卖任务规划方法,是一种分布式的方法,具有鲁棒性。虽然该方法本身是一种贪婪方法,无法做到最优规划,但是规划速度快,可以做到动态在线规划,适用于本文的灾难搜索场景。

图 2 表示分布式拍卖方法的任务规划过程。无人机群体中的其中一个可以作为拍卖者(任务仲裁者),发布任务集合,任务集合中包含了所有未被侦察的受损建筑物。其他未在执行任务的无人机作为竞拍者,接收到此任务通告,计算自身的标值,即到最近的未被侦察的受损建筑物的距离。拍卖者接到各个无人机的标书,对这些标书进行评估,选出中标者(到最近建筑物的距离在所有竞标无人机中最短)。并发布中标者以及对应的任务。中标者接到中标通告,接受该任务,与拍卖者完成一次成功协商。

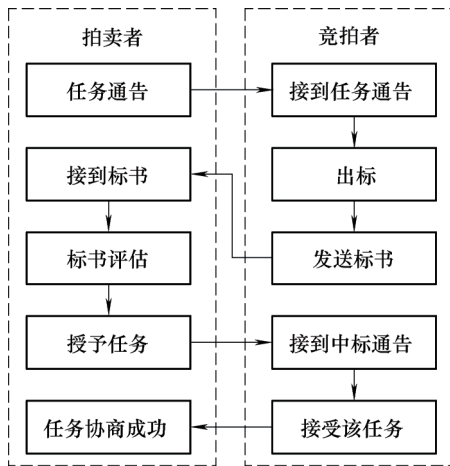


图 2 分布式拍卖方法任务规划过程

在上述过程中需要注意的是,为提高任务执行的鲁棒性,本文在拍卖方法中加入了角色转换机制,使得任务仲裁者并不是始终固定为一架无人机。如图 3 所示,表示分布式拍卖方法任务规划中的角色转换过程,当一个空闲状态的无人机被授予任务的时候,并不会马上执行任务,会首先转换为任务仲裁状态,即拍卖者状态,与其他机器人完成一次任

务拍卖,当仲裁完毕后,再去继续执行被授予的任务,转换为任务执行状态。当前任务执行完毕,会转换为空闲状态,参与下一次竞拍过程。通过基于角色转换的分布式拍卖任务规划,可以实现鲁棒的分布式的无人机群体搜索任务规划。

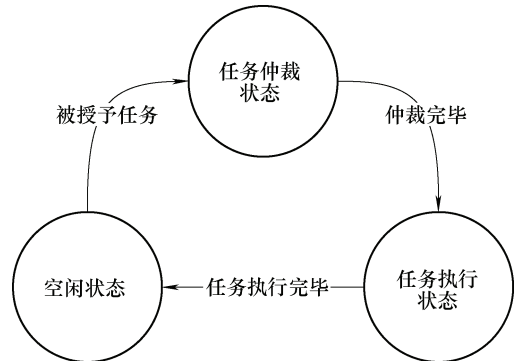


图 3 基于角色转换的分布式拍卖任务规划

2.3 加入中继角色转换的群体通信保持机制

在第 2.2 节中,无人机群体可以实现分布式任务规划完成搜索任务,但是,如果一个无人机因为当前任务点与其他无人机的距离过远而失去通信,会造成整体获取的受灾人群密度分布信息的不完整性。为保持群体通信联通,本文在第 2.2 节角色转换方法的基础之上,加入通信中继者角色。

如图 4 所示,表示加入中继角色转换的分布式拍卖任务规划,其主要方法是,如果中标者当前获取的任务点,与群体中的其他任何机器人都无法建立通信,会根据通信中继规则,在当前任务点和最近无人机之间建立虚拟中继任务点,并把中继任务加入到当前任务集合中,设置中继任务的优先级为最高,为中继任务实施一次拍卖过程,从而选出了执行中继任务的无人机。

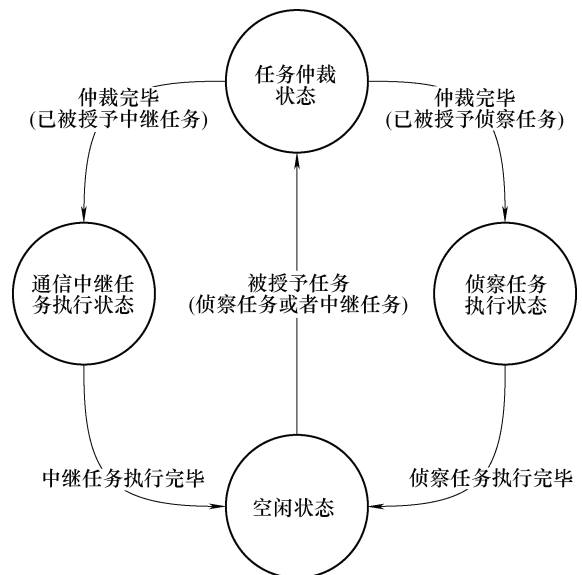


图 4 加入中继角色转换的分布式拍卖任务规划

如第2.1节所述,由于无人机廉价、小型便于运输,搜索任务可以投入较多的无人机,几个执行中继任务的无人机并不会大幅度影响总体搜索任务完成表现,还能保证群体通信联通,从而进一步保证群体获取到的受灾人员密度分布信息的完整性

3 无人车群体救援任务规划

3.1 问题描述

通过无人机的快速机动搜索,获取到了受灾区域内的受灾人群密度分布信息,并传给了后方救援无人车群体。无人机可以不受地面条件限制,大规模向受灾区域内派出,从而对无人机采取粗略次优化的拍卖法在线规划即可,但是无人车群体没有这些优点。而且,由于地震灾害很大概率会导致道路严重受损,真正能开进灾区的无人车数量有限,救援无人车资源显得尤其宝贵。所以,采用中心化的精确规划方法,最大效用利用无人车价值,十分有必要。当然,规划时间也不能过长,需要平衡规划时间与任务实时性。遗传算法是中心化的算法,规划精度较高,而且受制于种群规模和遗传代数限制,规划时间不会过长,适用于此场景。

3.2 问题建模

无人车群体救援任务规划问题可以建模如下,救援无人车群体的初始位置编号为0,各个受灾人群的分布地点的编号为 $i(i=1,2,\dots,h)$,各个地点的受灾人群数量为 g_i ,无人车的运载容量限制为 q ,救援群体中的各辆无人车编号为 $u(u=1,2,\dots,k)$ 。下面建立数学模型,建模目标是无人车的总移动距离最短

$$\min D = \sum_{i=0}^h \sum_{j=0}^h \sum_{u=1}^k d_{ij} x_{iju} \quad (1)$$

$$\sum_{i=0}^h x_{iju} = y_{ju} \quad j=1,2,\dots,h \quad \forall u \quad (2)$$

$$\sum_{j=0}^h x_{iju} = y_{iu} \quad i=1,2,\dots,h \quad \forall u \quad (3)$$

$$\sum_{i=0}^h g_i y_{iu} \leq q \quad \forall u \quad (4)$$

$$\sum_{u=1}^k y_{iu} = \begin{cases} 1 & i=1,2,\dots,h \\ k & i=0 \end{cases} \quad (5)$$

在上述的模型当中,式(1)为目标函数, d_{ij} 表示从受灾人群地点 i 到点 j 的距离。 x_{iju} 表示无人车 u 由点 i 驶向点 j ,当事件发生时取1,否则取0。式(2)和式(3)当中, y_{iu} 和 y_{ju} 表示在受灾人群地点 i 或

者 j 的救援任务由无人车 u 来完成,当事件发生的时候取1,否则取值为0。式(2)和式(3)放在一起,表示对于任何一个由无人车 u 救援的受灾人群地点 j ,必定有且只有一个由该无人车 u 救援的受灾人群地点 i 与之对应,使得无人车 u 由地点 i 到地点 j ;而对于无人车救援的受灾人群地点 j ,同样存在由无人车救援的另一个受灾人群地点,无人车 u 是从该地点到达 i 的。

式(4)中, q 表示救援车辆 u 的最大运载量,本问题中,所有救援车辆的最大运载量都为 q ,每辆车的救援人员运载总量不得超过本辆车的最大运载量。

式(5)保证了每个受灾人群地点的救援任务仅能由一辆无人车完成,而所有的救援任务,则由 k 辆车协同完成。

上述规划问题本质是一个CVRP问题,即带有容量限制的车辆途程规划问题,本文采用中心化的遗传算法,并使用基于种群多样性评估的自适应反馈因子,改进遗传算法易收敛到局部最优解的缺点,提出了一种新的带有自适应反馈调节机制的遗传算法(Adaptive-feedback-based adjustment-genetic algorithm, AFBA-GA)。

3.3 自适应反馈调节遗传算法

本问题需要在一个比较庞大的搜索空间中进行搜索,遗传算法的强大空间搜索能力适用于此类问题的解决。

3.3.1 编码

本文应用于遗传算法的编码规则采用序号编码的方式,即各个需要救援的人群地点编码,中间插入虚拟隔断编码,通过此类编码隔断的各个染色体片段,表示每个无人车的任务序列。假设本问题有6个任务点3个无人车。其中一条有效的染色体为: $\{1,2,7,3,4,8,5,6\}$ 。其中1~6为任务点编码,7、8为虚拟隔断编码,表示1、2任务点,3、4任务点,5、6任务点,各自由一辆无人车救援依次依序救援。

3.3.2 初始种群的产生

在实际地震救援场景中,由于实施救援的无人车的数量有限,意味着染色体中虚拟隔断编码的数量有限。在指定一条染色体中虚拟隔断编码数量的前提之下,随机产生初始种群,种群规模设定为1000。需要注意的是,无人车数量越多,往往更容易完成任务,非法解少,算法搜索出较优解的速度快,反之,如果无人车数量少,则搜索出较优解的速度慢,甚至种群中几乎全部都为非法解,与有限的无人车资源相矛盾。综上,虚拟隔断编码数量的指定,按照尽量平衡救灾人群总需求与搜索规划速

度的原则。

3.3.3 适应度

适应度为群体中每个无人车走过的总的距离之和

$$f(x) = \sum_{i=0}^k \sum_{n=0}^h d_{n-1}^n + \sum_{i=0}^k (s_k + e_k) \quad (6)$$

式中, $f(x)$ 表示的是染色体 x 的适应值, k 为被虚拟隔断编码分割的染色体片段的数目, 在没有空车的情况下, 片段数目与无人车数目相等。 h 为任务点的数量, d_{n-1}^n 为同一个染色体片段中相邻的两个任务点之间的距离。注意, 每辆无人车都要从起始点出发, 在依次完成被分配的任务点的救援工作后, 运载伤员回到起始点, 所以适应值计算中需要加入此项, s_k 表示第 k 辆车从起始点出发的距离, e_k 表示第 k 辆车完成救援任务返回出发点的距离。

为了使得遗传过程中, 尽量少地出现非法编码, 在以下几种情况中, 该染色体的适应度的值都被设置为一个较大值, 作为非法编码惩罚值, 以使其在接下来的遗传中较大概率被淘汰。

(1) 染色体中的隔断编码在队列头部或者尾部, 意味着有空车, 浪费无人车资源。

(2) 染色体中的相邻两个基因点都为隔断编码, 同样意味着有空车, 浪费无人车资源。

(3) 染色体中被隔断编码分割的一个染色体片段的累积运载量超过救援无人车的最大运载量, 意味着任务无法完成。

3.3.4 遗传算子

为计算和表示方便, 本文采用单亲遗传算法, 设计以下三种遗传算子。

基因换位算子。

该算子按照一定的概率交换某条染色体某些位置的基因, 交换基因的位置是随机的。单点基因换位算子一次交换一对基因, 多点基因换位算子一次交换多对基因。

基因移位算子。

该算子按一定的概率把一条染色体上的子串中的基因依次向后移位, 并把该子串的最后一个基因移位到子串最前面的位置, 移位子串的长度是随机的。单点基因移位算子一次只移动一条子串, 多点基因移位算子一次移动多条子串。

基因倒位算子。

该算子按一定的概率把一条染色体中的一些子串中的基因依次倒转, 基因倒位的子串及其长度是随机选取的。单点基因倒位算子一次只倒位一条子

串, 多点基因倒位算子一次倒位多条子串。

3.3.5 自适应反馈调节策略

传统的遗传算法应用于本问题, 存在早熟收敛的缺点, 本文采用自适应反馈调节策略, 提出自适应反馈调节遗传算法(AFBA-GA), 使得算法更容易跳出局部收敛, 达到全局最优解。

当算法收敛到局部最优解的一个最明显的特征就是, 进化种群的多样性降低, 通过种群中染色体适应值的标准差, 可以评估出种群的多样性

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_{ki} - \mu_k)^2} \quad (7)$$

式中, σ_k 表示第 k 代种群适应值标准差, 用来评估种群多样性, σ_k 值越大, 种群多样性越高, 越容易跳出局部最优解, σ_k 值越小, 种群多样性越低, 越容易陷入局部最优解。 N 表示种群规模, 即染色体的数量, x_{ki} 表示第 k 代种群第 i 条染色体的适应值, μ_k 表示第 k 代种群中染色体适应值的均值。

3.3.6 算法流程

本文设置两种遗传方式, 稳定遗传和爆发遗传。在稳定遗传过程中, 遗传算子采用单点基因换位算子、单点基因移位算子、单点基因倒位算子, 并且事件的发生概率较小; 在爆发遗传中, 遗传算子采用多点基因换位算子、多点基因移位算子、多点基因倒位算子, 并且事件的发生概率较大。通过稳定遗传, 种群可以稳定进化, 种群多样性逐渐减小; 通过爆发遗传, 种群多样性实现爆发, 更容易跳出局部最优解。稳定遗传与爆发遗传的切换标准是判断当前代的种群染色体多样性是否小于一个阈值 T 。

$$T = \frac{\sum_{k=m}^{k=n} \sigma_k}{n - m + 1} \quad (8)$$

式(8)表示稳定遗传和爆发遗传的切换阈值计算方式。 T 为阈值, 假设种群多样性在第 m 代之后趋于稳定, 说明很可能陷入局部最优解, 所以阈值设定在种群多样性趋于稳定的第 m 代到第 n 代之间的种群多样性的平均值, m 和 n 人工指定, σ_k 表示第 k 代的种群多样性, 即第 k 代的种群适应值标准差。

如图 5 所示, 表示自适应反馈调节遗传算法的流程图, 初始种群随机生成, 算法通过计算种群适应值标准差评估种群多样性, 将其与阈值 T 进行比较, 从而判断进行爆发遗传还是稳定遗传, 在达到指定遗传代数的时候, 得到结果。

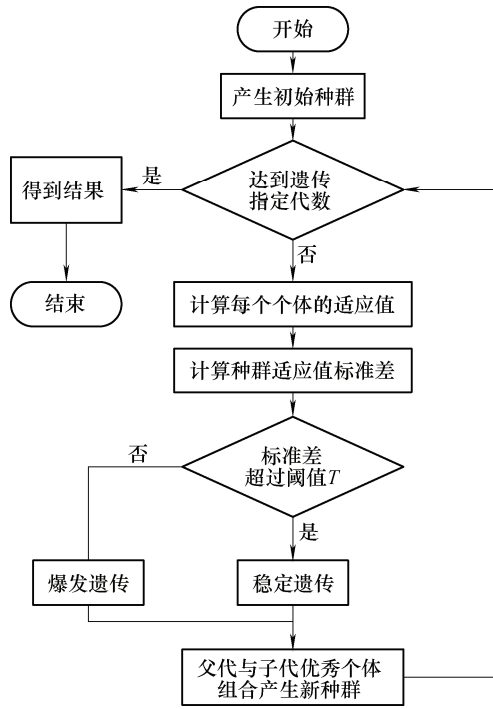


图5 自适应反馈调节遗传算法流程图

4 试验

4.1 无人机群体搜索任务规划试验

4.1.1 试验设置

如图6所示,表示无人机群体搜索任务试验的试验场景,在该场景中,蓝色、红色、绿色、黄色4个方形机器人表示4架等待执行搜索任务的无人机,坐标分别为(2,2)、(4,2)、(6,2)、(8,2),3个红色三角形表示地震中的3个需要搜索的受损建筑物,任务点1坐标为(4,3)、任务点2坐标为(6,3)、任务点3坐标为(5,6),无人机之间的有效通信距离为2,这意味着如果一个机器人与群体中所有其他机器人的距离都超过2,那么这个机器人将失去与群体的通信,获取到的受损建筑物内的受灾人员信息也将无法传递出去。

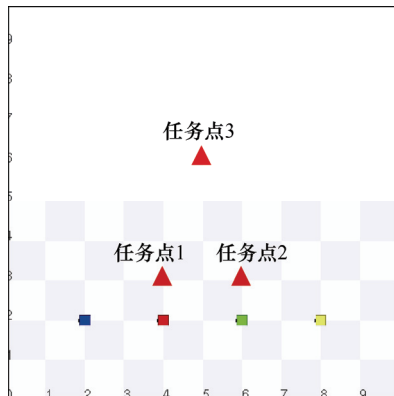


图6 无人机群体搜索任务规划试验场景设置

机器人的仿真试验环境为 Stage^[16], 基于的开发平台为机器人操作系统(Robot operating system, ROS)^[17], 试验场景中每个无人机被一个独立的 ROS 节点控制, 各个无人机之间通过 ROS 提供的发布/订阅消息通信机制进行全互联的通信。

4.1.2 试验结果及分析

如图7所示,表示无人机群体搜索任务规划试验结果。图7a表示普通拍卖任务规划方法试验结果,图7b表示加入中继角色转换的通信保持机制的拍卖任务规划方法试验结果。从图7a中可以看出,通过任务规划,三个任务点分别被三个无人机占据,但是此时占据任务点3的蓝色无人机是无法与其他任意一个机器人建立通信的,因为超出了有效通信距离,这就意味着群体搜索获取的受灾人员信息将是不完整的。从图7b中可以看出,当任务拍卖过程执行到任务点3的拍卖时,仲裁者发现任务点3与其余机器人无法建立通信,创建虚拟通信中继任务节点,将此通信中继任务拍卖,蓝色机器人中标,执行通信中继任务,接着再拍卖任务点3的任务,此时黄色机器人中标并且去执行任务3的时候,就可以与其他机器人建立通信,保持群体通信联通,进而保证群体搜索获取到的受灾人员分布信息的完整性。

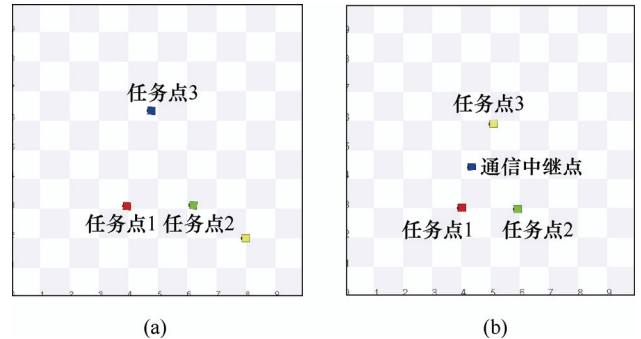


图7 无人机群体搜索任务规划试验结果

4.2 无人车群体救援任务规划试验

4.2.1 试验设置

无人车群体救援任务的试验验证在 CVRP 的标准测试数据集^[18]上进行,采用自适应反馈调节遗传算法 AFBA-GA,计算这个数据集上各组测试数据的解,为保证一定程度的规划实时性要求,种群规模控制在1000,遗传代数控制在1000代以内。为验证 AFBA-GA 算法的有效性,设置对比试验为不带有反馈调节的普通遗传算法 GA。

试验平台为 Ubuntu 14.04 操作系统,2.5 GHz 主频的 CPU,8 GB 内存。

4.2.2 试验结果及分析

如表1所示,表示无人车群体救援任务的试验

结果, 表格中, AFBA-GA 表示本文提出的自适应反馈调节遗传算法, GA 为普通遗传算法, 表格第 1 列表示数据名称, 名称中的 n32 表示数据集中节点数目为 32 个, k5 表示最优解中的车辆数目为 5, 最右侧两列表示数据中提供的参考最优解。D 表示车辆移动的总距离, N 表示使用的车辆的数量。

表 1 无人车群体救援任务规划试验结果

数据集	方法					
	AFBA-GA		GA		最优解	
	D	N	D	N	D	N
A-n32-k5	784	5	826	5	784	5
A-n33-k5	661	5	709	5	661	5
A-n34-k5	834	5	904	5	778	5
A-n36-k5	828	5	1005	5	799	5
A-n37-k5	669	5	763	5	669	5
A-n38-k5	756	6	798	6	730	5
A-n39-k5	878	5	1 085	5	822	5
A-n39-k6	845	6	1 031	6	831	6

从表 1 中的结果可分析得出, AFBA-GA 的解都优于 GA 的解, 而且在很多组数据中, AFBA-GA 都搜索到了最优解, 而 GA 却出现早熟现象, 收敛到了局部最优解(A-n32-k5, A-n33-k5, A-n37-k5), 即使在较难测试数据中(A-n39-k6), AFBA-GA 往往也能搜索到近似最优解。综上所述, AFBA-GA 相比于 GA 有较好的寻优能力, 更加容易跳出局部最优解。

5 结论

(1) 本文面向地震灾难应用场景, 设计空地协同搜索救援框架, 高空侦察机器人快速机动, 对受灾区域侦察, 获取地震中的受损建筑物的位置信息; 将其传给无人机群体, 无人机群体获取各个受损建筑物位置信息, 分散进入目标受灾区域, 到达指定建筑物做进一步侦察, 各个无人机分布式通信, 整合成受灾人群位置密度分布信息, 将其传递给后方救援无人车群体; 无人车群体根据受灾人群密度分布, 到受灾人员所在的各个点, 完成救援任务。

(2) 针对无人机廉价、小型、机动能力强、便于被运输, 可大规模部署, 但是通信能力弱的特点。无人机群体搜索任务规划采取基于市场法的分布式拍卖方法。同时, 为了保证无人机群体之间的通信保持, 加入中继角色转换机制, 改进了普通拍卖方法。

(3) 无人车群体虽然续航强、运载能力强, 但是无法像无人机一样大规模部署。而且, 由于地震

灾害很大概率会导致道路严重受损, 真正能开进灾区的无人车数量有限, 救援无人车资源显得尤其宝贵。所以采取中心精确规划的遗传算法, 本文针对遗传算法容易陷入局部最优解的特点, 采取自适应反馈调节策略, 使其更容易跳出局部最优解, 从而得到全局最优规划。

本文工作中, 无人机和无人车的规划相对来说比较独立, 在下一步工作中, 本文主要考虑空中无人机与地面无人车的协同任务规划。

参 考 文 献

- [1] CLAES D, OLIEHOEK F, BAIER H, et al. Decentralised online planning for multi-robot warehouse commissioning[C]// AAMAS, 2017: 492-500.
- [2] BLENDER T, BUCHNER T, FERNANDEZ B, et al. Managing a mobile agricultural robot swarm for a seeding task[C]// IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2016: 6879-6886.
- [3] BAKER C A B, RAMCHURN S, TEACY W T, et al. Planning search and rescue missions for UAV teams[C]// Proceedings of the Twenty-second European Conference on Artificial Intelligence. IOS Press, 2016: 1777-1778.
- [4] WEISS G. Multiagent systems: A modern approach to distributed artificial intelligence[M]. MIT Press, 2000.
- [5] BROOKS R S. A robust layered control system for a mobile robot[J]. IEEE J.robot.autom., 1986, 2(1): 14-23.
- [6] MENDOZA J P, BISWAS J, COOKSEY P, et al. Selectively reactive coordination for a team of robot Soccer Champions[C]// AAAI, 2016: 3354-3360.
- [7] PARKER L E. ALLIANCE: An architecture for fault tolerant multi-robot cooperation[J]. IEEE Trans. Robotics Automat., 1998, 14(2): 220-240.
- [8] 葛斯楠. 基于改进蚁群算法的多机器人任务分配[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2016.
GE Sinan. Path planning for robots based on ant colony algorithm[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2016.
- [9] JIAN J, ZANG X Z, JIE Z. Cooperative multi-robot foraging based on anxiety conception and auction method[J]. Control & Decision, 2008, 23(5): 541-545.
- [10] NUNES E, GINI M L. Multi-robot auctions for allocation of tasks with temporal constraints[C]// AAAI, 2015: 2110-2116.
- [11] TALEBPOUR Z, SAVARE S, MARTINOLI A. Market-based coordination in dynamic environments based on the Hoplitest framework[C]// International Conference on Intelligent Robots and Systems, IEEE,

- 2017: 1105-1112.
- [12] SILVER D, HUANG A, MADDISON C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587): 484-489.
- [13] KARTAL B, NUNES E, GODOY J, et al. Monte Carlo tree search with branch and bound for multi-robot task allocation[C]// The IJCAI'16 Workshop on Autonomous Mobile Service Robots, 2016: 1.
- [14] KARTAL B, GODOY J, KARAMOUZAS I, et al. Stochastic tree search with useful cycles for patrolling problems[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2015: 1289-1294.
- [15] GOLDBERG D E. Genetic algorithm in search optimization and machine learning[J]. Addison Wesley, 1989, 13(7): 2104-2116.
- [16] BRIAN G, WILLIAM W. ROS stage robot simulator[EB/OL]. http://wiki.ros.org/stage_ros, 2013.
- [17] QUIGLEY M, GERKEY B P, CONLEY K, et al. ROS: An open-source robot operating system[C]// Proc. IEEE ICRA Workshop on Open Source Robotics, 2009.
- [18] Augerat. CVRP 测试数据集[DB/OL]. <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/capacitated-vrp-instances/>, 2013.
- Augerat. CVRP test data set[DB/OL]. <http://neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/capacitated-vrp-instances/>, 2013.
-
- 作者简介: 李明龙, 男, 1992 年出生, 博士研究生。主要研究方向为群体机器人任务规划。
E-mail: minglong_l@163.com
- 杨文婧, 女, 1988 年出生, 博士, 助理研究员。主要研究方向为计算流体力学(CFD)、群体机器人决策判断。
E-mail: wjyang1088@163.com
- 易晓东(通信作者), 男, 1978 年出生, 博士, 研究员。主要研究方向为计算机操作系统、高性能计算、群体智能机器人操作系统。
E-mail: xdong_yi@163.com
- 王彦臻, 男, 1982 年出生, 博士, 副研究员。主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实、群体智能机器人操作系统。
E-mail: yanzhenwang@hotmail.com
- 王戟, 男, 1969 年出生, 教授, 博士研究生导师。主要研究方向为高可信软件分析与验证、软件工程数据挖掘、分布与并行计算程序设计。
E-mail: wj@nudt.edu.cn