

基于SEAD任务特性约束的协同任务分配方法

吴蔚楠, 关英姿[†], 郭继峰, 崔乃刚

(哈尔滨工业大学 航天工程系, 哈尔滨 150001)

摘要: 以多异构无人机执行 SEAD 任务为背景, 开展协同任务分配问题建模、算法设计和仿真分析. 采用图论的方法完成问题的建模, 将无人机本体等效为 Dubins Car 模型, 并对其在相应目标处执行侦查、打击、评估任务时的进入角度进行约束, 通过 Dubins 路径完成对无人机飞行路径的等效, 采用分布式遗传算法完成对问题的快速求解. 研究表明, 带有路径末端角度约束的任务分配问题具有较好的实用意义, 分布式遗传算法可有效处理实时任务分配问题, 完成任务空间的快速决策.

关键词: 异构无人机; Dubins; 协同任务分配; SEAD 任务约束; 分布式遗传算法

中图分类号: TP29

文献标志码: A

Research on cooperative task assignment method used to the mission SEAD with real constraints

WU Wei-nan, GUAN Ying-zi[†], GUO Ji-feng, CUI Nai-gang

(Department of Astronautics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In the background of heterogeneous UAVs performing suppression of enemy air defences(SEAD) mission, this paper establishes the models for the cooperative task assignment problem, designs the solving algorithm, and carries out the simulation analysis. Firstly, the paper employs the graph theory to transform the problem to a directed graph, and uses the Dubins Car model to stand for the UAV's kinematic model. Then, the paper takes the constraints of the subtask including searching, verifying and attacking. Furthermore, the paper adopts a distributed framework to the genetic algorithm in order to improve the operation efficiency of the algorithm. Finally, simulation results show the practicability of the proposed algorithm.

Keywords: heterogeneous UAVs; Dubins; cooperative task assignment; SEAD mission constraints; distributed genetic algorithm

0 引言

随着无人飞行系统越来越多地用来执行各种自主任务, 为了使其适应更复杂多变的任务环境, 需要提高 UAS 的自主决策能力. 协同任务分配作为自主控制、运筹学、人工智能领域的研究前沿, 是决定系统自主决策能力的关键技术.

无人机协同任务分配是典型的混合整数规划问题^[1], 也是 NP 完全问题, 故协同任务分配的研究难点主要包括建模与求解方面. 现有的无人机协同任务分配模型包括基于整数规划的任务分配模型^[2-14]、基于马尔科夫决策过程的任务分配模型^[15]、基于博弈论的任务分配模型^[16]. 相比整数规划建模架构, 后两者在无人机协同任务分配问题上的应用相对较少, 且是一个开放的研究问题, 下面对基于整数规划的协同

任务分配模型进行现状分析.

现有的经典模型有: 多旅行商模型 (mTSP)^[2-6]、多机路径分配模型 (mVRP)^[7-8]、动态网络流优化模型 (DNFO)^[9]、协同多任务分配模型 (CMTAP)^[10-14]. Ryan 等^[2]首次将多旅行商模型用于无人机任务分配问题中, 考虑到的约束条件较少, 不能满足实际任务需求; Shetty 等^[3]通过改进传统的 mTSP 模型, 使其能够适应一定数量的 UAV 任务分配, 将分配结果作为输入条件, 完成各 UAV 的路径规划, 但任务分配过程中未考虑 UAV 的本体约束和路径约束; Oh 等^[4]充分考虑 UAV 本体的动力学约束, 采用 Dubins 路径代替欧几里德线段作为 UAV 的飞行路径, 最后通过拍卖算法完成多机协调, 其假设各任务、UAV 是相同的, 不能适应实际任务需求; Semsch 等^[5]将执行侦查

收稿日期: 2016-07-04; 修回日期: 2017-03-02.

作者简介: 吴蔚楠 (1988—), 男, 博士生, 从事智能决策、任务规划、飞行器总体设计的研究; 关英姿 (1968—), 女, 教授, 博士, 从事任务规划、飞行器动力学与控制、飞行器总体设计等研究.

[†]通讯作者. E-mail: guanyz@hit.edu.cn

任务时的逼近目标角度约束加入到mTSP模型中,但是同样未考虑 UAV 本体的异构性;O'Rourke 等^[7]将 mVRP 模型应用到 UAV 协同任务分配问题中,考虑了任务的执行时间窗口约束,但并未考虑 UAV 对象本体和其他任务约束;Arsie 等^[8]同样将无人机协同任务分配问题等效为 mVRP 模型,基于分布式决策架构完成问题的求解,但没考虑 Agent 本体约束;Nygard 等^[9]采用 DNFO 模型表示 UAV 协同任务分配问题,但对任务空间的假设过于理想;针对上述典型模型存在的问题,Shima 等^[10]提出了针对典型的侦查、打击、评估任务的 CMTAP 模型,将 UAV 本体表示为 Dubins Car 模型,寻优指标为各 UAV 的 Dubins 长度之和,该模型可适用于相同无人机和不同种类的任务集,且考虑了任务的执行次序约束,但其并未考虑 UAV 间的避碰、载荷约束、任务执行时间约束等,且不能适应不同任务载荷的 UAV 的协同任务分配;Edison 等^[11]基于前文的研究成果,将 CMTAP 模型进行改进,使其能够适用于异构 UAV 的任务分配,但考虑到的约束条件与文献 [10] 相同;Deng 等^[12]基于 Edison 的研究成果,将 UAV 弹药约束和攻击类任务需要的弹药量约束加入到协同任务分配模型中,但约束条件仍不充分;Geng 等^[13]针对较为真实的战场环境,将避障约

束、禁飞区约束、任务执行时间窗口约束、任务执行次序约束等加入到 CMTAP 模型中,建立了较为完整的 UAV 协同任务分配模型,但忽略了 UAV 间的避碰约束、UAV 的异构性、任务执行时间约束等;Wang 等^[14]基于 Geng 的研究成果,将模型适用范围扩展到了异构 UAV,但对约束条件的假设仍然相对理想。

针对协同任务分配问题,为了使 UAS 具有更好的可靠性和单点决策能力,现多采用分布式求解算法. 分布式求解算法主要包括分布式混合整数线性规划方法^[15]、基于市场机制的拍卖算法^[16]、基于马尔科夫决策的方法^[17]、基于博弈协调的求解方法^[18]、基于分布式架构的并行智能优化算法^[19]等. 基于分布式混合整数线性规划、拍卖算法、马尔科夫决策过程的方法求解较为复杂. 遗传算法作为最成功的智能仿生算法之一,因为其过程相对简单、易于使用、可扩展性好、适用性强、分布式运行架构等特点,在人工智能领域得到了广泛的应用^[20-21];且随着计算机技术的不断发展,具有分布式运行机制的遗传算法能够通过现有的 GPU 并行编程技术 (CUDA) 进行程序优化^[19].

无人机协同任务分配研究现状分析如表 1 所示.

表 1 无人机协同任务分配研究现状

引用文献序号	任务空间特性	建模方法	约束条件	算法求解架构
[2], [3]	同类 UAV, 态势信息不变	mTSP+MILP	任务时间窗约束	集中式
[4]	同类 UAV, 态势信息不变	mTSP+MILP+Dubins	任务时间窗约束, UAV 转弯半径约束	分布式
[5]	同类 UAV, 态势信息不变	mTSP+MILP	目标点处的接近角度约束	分布式
[7]	同类 UAV, 态势信息不变	mVRP+MILP	任务时间窗约束	集中式
[8]	同类 UAV, 态势信息可变	mVRP+MILP	—	分布式
[9]	同类 UAV, 态势信息不变	DNFO+MILP	—	集中式
[10]	同类 UAV, 态势信息不变	CMTAP+Dubins	UAV 转弯半径约束, 任务执行次序约束	集中式
[11]	异构 UAV, 态势信息不变	CMTAP+Dubins	UAV 转弯半径约束, 任务执行次序约束, UAV 任务载荷约束	集中式
[12]	异构 UAV, 态势信息不变	CMTAP+Dubins	UAV 转弯半径约束, 任务执行次序约束, UAV 任务载荷约束, UAV 弹药约束, 目标所需弹药约束	集中式
[13]	同类 UAV, 态势信息不变	CMTAP+Dubins	UAV 转弯半径约束, 任务执行次序约束, UAV 任务载荷约束, UAV 弹药约束, UAV 转弯半径约束, 任务执行次序约束	集中式
[14]	异构 UAV, 态势信息可变	CMTAP+Dubins	目标所需弹药约束, 避障、禁飞区、任务时间窗约束, UAV 任务载荷约束, UAV 弹药约束, 目标所需弹药约束, 避障、禁飞区、任务时间窗约束	集中式

根据研究现状分析可知,现有的协同任务分配问题设定的任务空间相对理想,且大多数建模思路和解方法均来源于机器人领域,对无人机本体以及作战过程的实际情况考虑较为欠缺.对于异构无人机,除巡航速度、极限转弯半径、侦查范围等不同以外,不同无人机的成本也不一样,从而会影响任务执行的总代价值,所以需要在分配过程中考虑无人机成本.同时,对于常见的军事任务,往往需要对目标区域进行预先侦察,对目标特征进行确认后完成攻击过程,而不是仅依赖于初始的态势感知信息完成攻击过程,而执行侦查任务需要一定的设备准备时间和目标识别时间,现有的任务分配问题假设任务的执行是瞬间完成的,所以需要对其进行改进.此外,因为目标区域存在着防御阵地,任务分配过程中需要考虑目标的威胁区域约束.最后,在无人机执行攻击类任务时,为了提高其对目标的毁伤概率,需要采用相关攻击策略(如侧后方攻击),这样便会限定无人机在目标处的进入角度.现有的任务分配建模问题仅考虑了其中的一部分因素,不能真实体现无人机协同作战场景.

鉴于现有的协同任务分配方法存在的普遍问题,本文以提高算法对真实场景的适用性为目的,首先完成基于路径约束的任务分配模型建立,在考虑无人飞行器转弯半径约束、特性(包括载荷特性、进入目标角度)约束、任务间的相互依赖性、时序性约束和任务执行时间约束等前提下,通过设计分布式遗传算法完成对问题的求解.以侦查确认、打击、评估任务为背景,建立异构无人飞行器协同任务规划的数学模型,并量化各约束条件.设计分布式遗传算法,完成基因编码、交叉算子、选择算子、变异算子的设计,并设计两种仿真算例,分别完成算法验证和算法评估.研究结果表明,带有路径末端角度约束的任务分配问题具有较好的实用意义,分布式遗传算法可有效处理实时任务分配问题,完成任务空间的快速决策.

1 SEAD任务建模

本文研究的SEAD任务表述如下:在确定态势感知信息的情况下,无人飞行系统通过分配任务载荷不同的异构UAV,在一定的侦查范围约束、敌方防空威胁等条件下,完成对目标区域的确认、打击和评估任务,一方面清除敌方重要军事目标,另一方面完成对敌方区域的实时监控.

首先描述任务空间的相关参数.

1) 执行任务的无人机.

$u = \{u_1, u_2, \dots, u_{N_{\text{uav}}}\}$,表示参与作战的无人飞行器集.执行SEAD任务的无人机是异构的,其异

构性主要表现在:任务载荷不同;本体运动学性能差异;执行任务时的代价值差异.

i) 任务载荷不同.

执行SEAD任务的无人机主要分为3类:侦查类无人机、弹药类无人机、一体化无人机,可分别表示为 $\{u^c, u^a, u^i\}$.

侦查类无人机 u^c 只能执行目标确认和毁伤评估任务,考虑其任务载荷的特殊性,需要对传感器探测范围进行约束,用 r_{detect} 表示可探测半径;目标确认过程非瞬间结束,需要一定的观测时间才能完成任务,令 t_j^c 表示无人机 u_i^c 对目标 j 完成确认所需要的时间.

弹药类无人机 u^a 只能执行目标攻击任务,考虑实际作战情况,对其搭载的弹药数量进行限制,用 L_i 表示 u_i^a ($u_i^a \in u^a$) 搭载的弹药数量.

一体化无人机 u^i 可执行确认、打击、评估3项任务.考虑实际作战情况,该类无人机在不同任务类型间切换不能瞬间完成,即任务之间的切换需要一定的时间消耗,令 $\{t^c, t^a, t^i\}$ 表示从当前任务切换到某后续任务所需要的准备时间.

ii) 本体运动学性能差异.

异构无人机的运动学性能差异主要体现在由于任务载荷不同而带来的极限转弯半径的差异;对于侦查类无人机,由于受到其弹上传感设备的约束,极限转弯半径约束相对弹药类无人机较为苛刻.令 r_{limit}^c 、 r_{limit}^a 、 r_{limit}^i 分别表示 u^c 、 u^a 、 u^i 的极限转弯半径,有: $r_{\text{limit}}^c = r_{\text{limit}}^i > r_{\text{limit}}^a$.

iii) 执行任务时的代价值差异.

侦查类无人机 u^c 、弹药类无人机 u^a 、一体化无人机 u^i 因其任务载荷不同和性能不同,成本亦不同,作战过程中需要将成本因素考虑在内.为了便于对作战成本量化表示,采用代价加权的方法对成本值进行表示,令 $c_{\text{type}} = \{c^c, c^a, c^i\}$ 表示不同类型的代价加权值, $E_{\text{path}} = \{e^c, e^a, e^i\}$ 表示各自执行任务所产生的路径代价值,有

$$E = \{c^c e^c, c^a e^a, c^i e^i\}, \quad (1)$$

其中 E 为各自执行任务产生的总代价值.

2) 目标集.

SEAD任务的目标主要为防空阵地.令 $T_{\text{target}} = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_{\text{target}}}\}$ 表示战场环境中的目标集, $N_{\text{target}} = |T_{\text{target}}|$ 表示目标总数.对于每个防空阵地,假设威胁半径是相同的,用 r_{threat} 表示,图1可简表示目标的威胁区域.

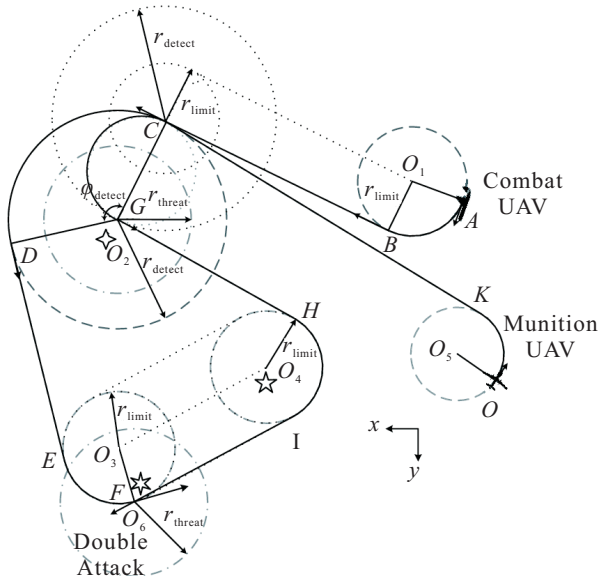


图1 考虑实际作战场景约束的Dubins路径

3) 任务集.

$T_{\text{task}} = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_{\text{task}}}\}$ 表示战场环境中的任务集, $N_{\text{task}} = |T_{\text{task}}|$ 表示任务总数, $m = \{m_1, m_2, \dots, m_{N_{\text{target}}}\}$ 表示每个目标所对应的任务个数. 针对SEAD任务的特性可知, 每个目标对应的最大任务数为3, 有

$$N_{\text{task}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{target}}} m_i. \quad (2)$$

假设条件:

- a) 战场环境是事先已知的;
- b) 燃油不作为飞行器的约束条件;
- c) 飞行器的巡航速度大小为恒定的;

d) 侦查类无人机的探测半径 r_{detect} 大于目标的威胁半径 r_{threat} , 目标的威胁半径 r_{threat} 大于各类无人机的极限转弯半径.

异构无人机协同任务分配问题是一个典型的混合整数线性规划问题, 即: 在给定一个包含 N_{task} 个任务和 N_{uav} 个可分配 UAV 的情况下, 任务分配的目标为, 在满足任务本身约束和外部约束条件的前提下, 寻求一种最优的分配方案, 使系统的效用最大.

将任务分配问题描述如下:

$$\begin{aligned} \arg \max_{s, x, \tau} & \sum_{j=1}^{N_{\text{task}}} R_j(s, x, \tau); \\ \text{s.t. } & s \in S(x, \tau), x \in \chi, \tau \in \Gamma. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $R_j(s, x, \tau)$ 为执行任务 j 产生的效用值, 由 s, x, τ 决定; s 为所有 UAV 的状态轨迹集; x 为决策变量矩阵, $x_{ij} = 1$ 表示第 j 个任务被分配给了第 i 个 UAV, $x_{ij} = 0$ 表示第 j 个任务未被分配给第 i 个 UAV; τ 为各 UAV 执行各任务的时刻, 若 $x_{ij} = 0$, 则 τ_{ij} 为缺省

量; $i \in L = \{1, 2, \dots, N_{\text{uav}}\}$, $j \in J = \{1, 2, \dots, N_{\text{task}}\}$; $S(x, \tau)$ 为满足任务所有约束的所有 UAV 的飞行轨迹集; χ 为满足所有约束的可行任务分配决策变量集; Γ 为满足任务时序约束的所有任务执行的时刻集.

为了将无人机本体及其飞行路径进行关联, 采用 Dubins Car 模型完成对无人机运动学模型的等效, 飞行路径为 Dubins 路径. Dubins Car 模型如下:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \varphi, \\ \dot{y} = v \sin \varphi, \\ \dot{\varphi} = uv/r. \end{cases} \quad (4)$$

其中: x, y 为笛卡尔惯性坐标系下的水平分量; v 为 UAV 巡航速度; φ 为 UAV 速度方向与 x 方向的夹角, 称为 UAV 航向角, 且规定顺时针方向为正; r 为 UAV 的极限转弯半径, r 越大, 机动能力越差; u 为 UAV 的控制输入量, $|u| \leq 1$.

式(3)中的 s 表示满足约束条件的 Dubins 路径, 本文的约束条件主要包括两类:

i) 路径层约束条件: 主要包括无人机本体的极限转弯半径约束、无人机本体在目标处的攻击角度约束、侦查类无人机的探测距离约束、防空阵地目标的威胁半径约束.

ii) 任务层约束条件: 主要包括任务执行时序约束、确认类任务 (Classify) 需持续的时间约束.

下面通过解析法对满足以上约束条件的 Dubins 路径进行说明. 图1给出1架一体化 UAV 和1架弹药 UAV 协同执行 SEAD 任务对应的规划 Dubins 路径结果. 图中包括3个目标, 其中四角星目标对应的任务集为 $\{C, A\}$, 五角星目标对应任务集为 $\{A\}$, 六角星目标对应任务集为 $\{A\}$, 且六角星目标需要被两架 UAV 攻击; 弧段 \widehat{AB} 、线段 BC 、弧段 \widehat{CD} 、线段 DE 、弧段 \widehat{EF} 的连线为一体化 UAV 的 Dubins 路径, 弧段 \widehat{OK} 、线段 KC 、弧段 \widehat{CG} 、线段 GH 、弧段 \widehat{HI} 、线段 IF 的连线为弹药 UAV 的 Dubins 路径.

通过图1对约束条件进行详细说明.

转弯半径约束. 图1中的圆 O_1 、圆 C 内圆、圆 O_3 均表示一体化 UAV 的极限转弯半径对应的圆, 圆 O_4 、 O_5 表示弹药 UAV 的极限转弯半径对应圆; 转弯半径约束通过圆弧段的曲率半径限定, 令 $\kappa_i(t)$ 表示无人机飞行路径 t 时刻的曲率, κ_{\max}^i 为该无人机的极限曲率, 则需满足

$$\kappa_i(t) \leq \kappa_{\max}^i. \quad (5)$$

末端攻击角度约束. 末端攻击角度约束分为两

种情况,一是对于仅需要一枚弹药攻击的目标(如图1中的四角星和五角星目标),其末端攻击角度约束需满足

$$\varphi_{\text{terminate}} \in [\varphi_{\min}, \varphi_{\max}]. \quad (6)$$

其中: $\varphi_{\text{terminate}}$ 为目标处的航向角, $[\varphi_{\min}, \varphi_{\max}]$ 为航向角的约束范围.

对于需要至少两枚弹药攻击的目标(如图1中的六角星目标),各UAV末端进入角度需满足

$$\sum_{i=1}^{N_{\text{subscribe}}} \varphi_{\text{terminate}}(i) = 2\pi. \quad (7)$$

其中: $\varphi_{\text{terminate}}(i)$ 为UAVⁱ的末端航向角, $N_{\text{subscribe}}$ 为执行该攻击任务时的UAV总数.

侦查类UAV的探测距离约束和目标威胁半径约束.如图1中的圆C外圆为UAV的可侦查范围,仅当目标在侦查类UAV的探测距离范围之内时才能执行侦查确认任务,同时无人机不能暴露在目标的威胁区域内(圆O₂内圆).令 (x_i, y_i) 表示无人机的侦查任务开始时的坐标, (x_i^t, y_i^t) 表示需要侦查的目标坐标,需满足

$$r_{\text{threat}} \leq \sqrt{(x_i - x_i^t)^2 + (y_i - y_i^t)^2} \leq r_{\text{detect}}. \quad (8)$$

任务执行时序约束.目标需要先完成确认后才能进行攻击,且被攻击后才能进行评估,即

$$t_C < t_A < t_V. \quad (9)$$

侦查类任务的时间消耗约束.在无人机执行确认类任务时,需要在将目标处于其侦查范围内一定时间才能完成目标的确认.由于无人机的飞行路径为Dubins路径,可通过圆弧路径对应的圆心角度完成对该约束条件的等效,如图1所示.弧 \widehat{CD} 为侦查类任务执行过程UAV飞过的圆弧段Dubins路径,C为侦查任务的执行起点,D为侦查任务执行终点,需满足

$$t_{\text{duration}} \leq \frac{\varphi_D - \varphi_C}{v} \cdot r_{\text{detect}} = t_{\text{detect}}, \quad (10)$$

$$\varphi_{\text{detect}} = \varphi_D - \varphi_C.$$

其中: t_{duration} 为侦查任务执行时的时间约束, r_{detect} 为UAV的侦查半径, t_{detect} 为执行对应侦查任务时的实际时间消耗, v 为UAV飞行速度大小.

类似于CMTAP^[10]模型,采用离散目标处的进入航向角和图论思想,建立协同任务分配模型,将无人机的总飞行距离作为协同任务分配问题的指标,有

$$c = c^c \sum_{i=1}^{N_{\text{uav}}^c} \sum_{k=1}^{N_{\text{vetex}}} \sum_{m=1}^{N_{\text{vetex}}} x_{km}^j s_{km} +$$

$$c^a \sum_{i=1}^{N_{\text{uav}}^a} \sum_{k=1}^{N_{\text{vetex}}} \sum_{m=1}^{N_{\text{vetex}}} x_{km}^j s_{km} +$$

$$c^v \sum_{i=1}^{N_{\text{uav}}^v} \sum_{k=1}^{N_{\text{vetex}}} \sum_{m=1}^{N_{\text{vetex}}} x_{km}^j s_{km},$$

$$N_{\text{uav}}^c + N_{\text{uav}}^a + N_{\text{uav}}^v = N_{\text{uav}}. \quad (11)$$

其中: c 为规划评估指标值; N_{vetex} 为有向图中顶点集V的基数,即顶点的个数,有

$$N_{\text{vetex}} = \|V\| = n_d N_{\text{target}} + N_{\text{uav}}, \quad (12)$$

n_d 为离散后的进入航向角个数, N_{uav} 为UAV总数量, N_{uav}^c 为一体化UAV数量, N_{uav}^a 为弹药UAV数量, N_{uav}^v 为侦查UAV数量, N_{target} 为目标数量; x_{km}^j 为取值为0或1的决策变量,表示第j架UAV是否选择有向图中第k个顶点与第m个顶点连线对应的Dubins路径作为其飞行路径; s_{km} 为对应该UAV选择的Dubins路径的长度.

由式(5)~(10)的约束条件和(11)可完整地描述异构无人机的协同任务分配模型.

2 分布式遗传算法设计

为了提高问题求解的效率,且避免实际应用中的单点失效现象,采用分布式遗传算对上述混合整数线性规划问题进行求解.

2.1 算法运行流程

分布式遗传混合算法的运行流程如图2所示.

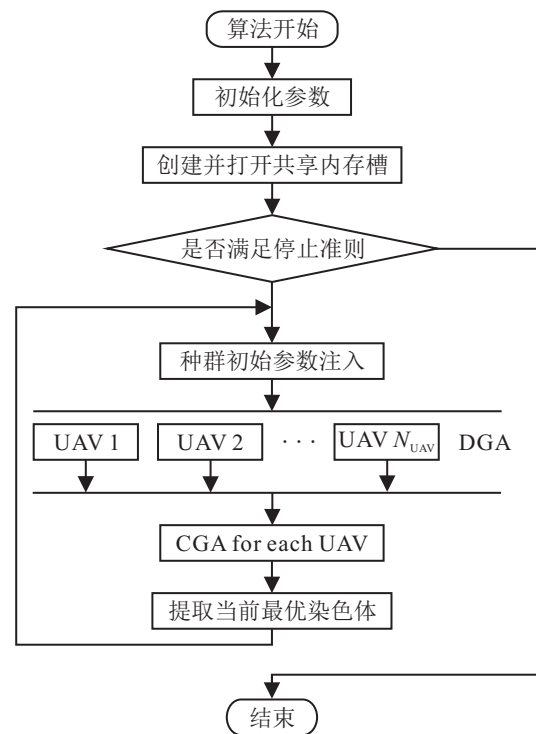


图2 分布式遗传算法的基本流程

分布式遗传算法的核心是对基本遗传算法的并行化处理,将多个基本遗传算法分散到各个无人机上,其适应函数、选择过程与基本遗传算法一致.相比于基本的遗传算法,分布式遗传算法可将种群数量成倍数扩大,唯一不同点是,需要将每个无人机的寻优结果进行多次迭代优选,最后找到一个满足约束条件的协调解.

2.2 基因编码设计

常见的基因编码方式并不适用于本文研究的协同任务分配问题,不同于相同 UAV 的协同任务规划问题,异构 UAV 的任务规划问题的遗传算法编码主要由以下3部分(如图3所示)组成:

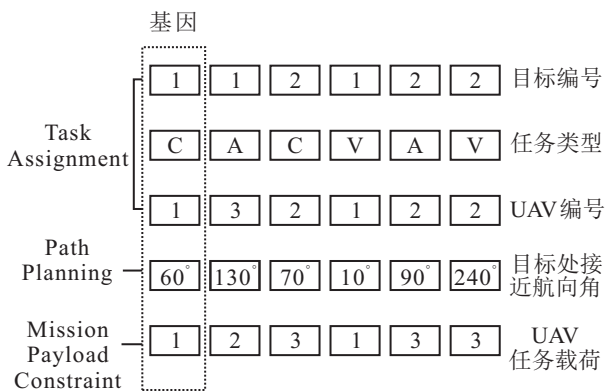


图3 基因编码方式

1) 任务层: 主要包含任务分配结果,即目标编号、任务类型及对应的无人机编号;

2) 路径层: 无人机在对应目标处的航向角;

3) 约束条件: 主要为无人机的任务载荷约束.

如图3所示,每个基因由3个基因片段组成,分别为任务分配决策基因、路径基因、任务载荷基因.任务分配决策基因包括目标编号、任务类型和 UAV 编号;路径基因因为 UAV 在目标处的接近航向角;任务载荷基因表示 UAV 可执行的任务类型.图3中,目标编号 $k \in \{1, 2, \dots, N_{\text{target}}\}$, 易知 $N_{\text{target}} = 2$; 任务类型 $\text{type} \in \{C, A, V\}$, UAV 编号 $i \in L = \{1, 2, 3\}$; 目标处的 UAV 接近航向角 $\varphi_i \in \Phi$, 且 $n_d = 36$.

2.3 适应函数选取

本文中的适应函数选取为基因编码生成的染色体对应的飞行总距离,为多条 Dubins 路径的长度之和,本文采用解析法计算 Dubins 路径的长度,由式(11)可得

$$\text{func}_{\text{fitness}} = c. \quad (13)$$

2.4 遗传算子

遗传算子主要包括交叉算子、变异算子和选择

算子.

1) 交叉算子. 采用单点交叉方式,结合基因编码方式,给出的交叉操作如图4所示.单点交叉操作以交叉点为起点,与另一父染色体的对应位置完成替换,直到最后一个基因为止.考虑到本问题存在任务间的执行次序约束以及对需要攻击目标的进入角度约束,将任务的执行次序保留至子染色体中,且将表示 UAV 航向角的基因片段进行校验,剔除不满足约束条件的染色体.

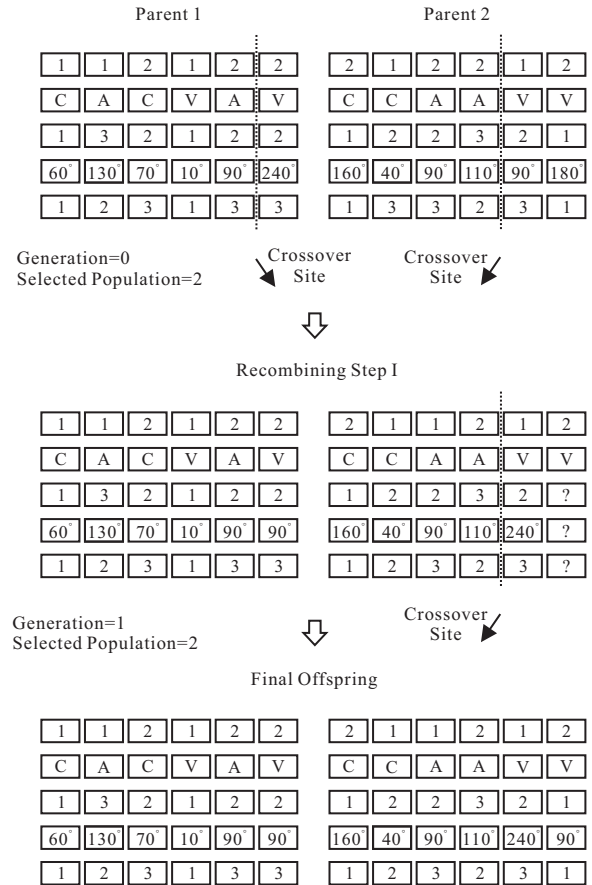


图4 单点交叉方式

2) 变异算子. 本文采用单点变异方式,结合基因编码方式,选择两种变异方式: UAV 航向角变化;派遣执行任务的分配结果变化. UAV 航向角变化通过在离散航向角集合中随机挑选一个与原航向角不同的新航向角实现.各任务执行次序的变化通过随机替换某两个基因对应的任务次序完成.双亲染色体是否进行变异主要由变异率控制.

3) 选择算子. 对分布式运算结果进行统一采集,选择各种群的最优染色体作为下一步运算的输入.若存在多个 UAV 上的最优染色体的适应函数值相同的情况,则按照序号进行降序排列,选取序号较小的 UAV 得出的染色体作为父染色体.

2.5 选择过程

采用正比选择策略实现染色体的优胜劣汰. 每个染色体被选中进行遗传算法的概率为该染色体的适值和群体中所有个体适值的总和之比.

对应染色体*i*,其设置可设为*F(i)*,染色体种群规模为*N*,则其被选中的概率为

$$P(i) = F(i) / \sum_{i=1}^N F(i).$$
 (14)

最后通过轮盘赌法实现选择操作,赌盘每一区域大小代表对应染色体的被选择概率,适值越大,对应的选择概率越大. 设

$$PP_0 = 0, PP_i = \sum_{j=1}^i PP_j.$$
 (15)

通过旋转NP次赌盘,每次产生随机数 $\zeta_k \in U(0, 1)$,当 $\zeta_k \in [PP_{i-1}, PP_i)$ 时,第*i*个染色体被选中作为子代染色体.

上述过程即可完成对分布式遗传算法的设计.

3 仿真实验分析

3.1 算法验证实验

任务空间基本参数设置如表 2 所示. 无人机初始参数设置如表 3 所示. 目标初始参数设置如表 4 所示. 设置约束条件参数如表 5 所示. 除以上基本参数,还包括无人机不同类型对应的代价加权因子如表 6 所示. 分布式遗传算法的基本参数设置如表 7 所示. 算法的运行环境为 Windows 下的 Matlab 2012a,结果如图 5 所示. 任务分配结果如表 8 所示. 算法总运行时间为 78.7 s,由约束条件、UAV 特性和目标特性可知,所得出的任务分配结果满足任务执行约束条件.

表 2 任务空间基本参数设置

UAV 数量	UAV 类型	目标数量	对应任务类型
5	编号 1: u^c	3	编号 1: {C, A, V} 编号 2: {C, A, V} 编号 3: {C, A, V}
	编号 2: u^i		
	编号 3: u^a		
	编号 4: u^a		
	编号 5: u^c		

表 3 无人机基本参数设置

UAV 编号	飞行速度 / (m/s)	初始位姿点	极限转弯半径 / m	探测半径 / m
1	50	(50m, 60m, 10°)	100	300
2	50	(100m, 50m, 15°)	150	300
3	60	(0m, 0m, 270°)	90	—
4	60	(0m, 90m, 185°)	90	—
5	50	(140m, 130m, 0°)	100	300

表 4 目标基本参数设置

目标编号	初始位置	威胁半径 / m
1	(1 000 m, 1 000 m)	270
2	(2 000 m, 4 500 m)	200
3	(900 m, 6 000 m)	270

表 5 约束条件参数设置

约束条件	参数设置
侦查类任务的持续时间 / s	5
攻击类任务的末端角度约束	[90°, 120°] 或 [180°, 210°]

表 6 代价加权因子设置

侦查类无人机	一体化无人机	弹药类无人机
1.2	1.5	1.0

表 7 分布式遗传算法参数设置

初始种群数量	算法迭代次数 (算法终止条件)	航向角离散化程度	基因变异概率
1 000	300	36	0.03

表 8 任务分配仿真结果

序号	目标序号	分配结果
1	1	1-3-2
2	2	2-4-5
3	3	5-2-1

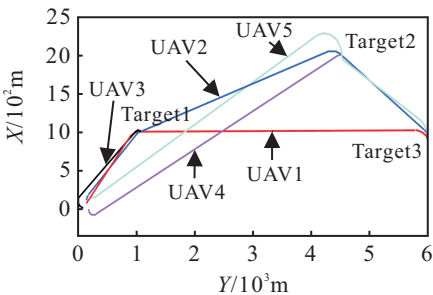


图 5 算法结果得出的 Dubins 路径

算法总运行时间为 78.7 s,根据约束条件、UAV 特性和目标特性可知,所得出的任务分配结果满足任务执行约束条件.

3.2 算法对比实验

将分布式遗传算法与常规遗传算法进行对比分析. 首先给出算法评估的统一标准:

1) 算法运行时间. 不同于通用操作系统,在实时操作系统 RTX 下进行算法的运算时间记录,令 $t_{\text{account}}(i)$ 表示算法的单次运行时间.

2) 代价值大小. 由式 (11) 可得出算法单次运行的代价值大小,用 $J_{\text{alog}}(i)$ 表示.

算法评估值可由下式给出:

$$Q_{\text{algo}} = \alpha \times \frac{J_{\min}(i)}{J_{\text{algo}}(i)} + \beta \times \frac{t_{\min}(i)}{t_{\text{account}}(i)},$$

$$\alpha + \beta = 1. \quad (16)$$

其中: Q_{algo} 为算法的最终评估值; α, β 分别为算法代价值和算法运行时间的权重值; $J_{\min}(i)$ 为某次运行时各算法的最小代价值; $t_{\min}(i)$ 为某次运行时各算法的最小运行时间。

设置算法运行的任务空间: 任务空间相对复杂(UAV 数量和目标数量为表2的3倍). 设置算法基本参数如表9和表10所示。

表9 分布式遗传算法参数设置

初始种群数量	算法迭代次数	航向角离散化程度	基因变异概率 (算法终止条件)
1 500(分配到 15个无人机上)	300	36	0.03

表10 常规遗传算法参数设置

初始种群数量	算法迭代次数	航向角离散化程度	基因变异概率 (算法终止条件)
1 500	300	36	0.03

为了便于综合比较两种算法的评估值、适值函数的收敛速度, 设置蒙特卡洛次数为100, 首先对初代种群对应的CGA评估值的平均值 $Q_{\text{CGA_mean}R}$ 进行记录, 然后对DGA、CGA每代种群遗传过程中对应的算法评估值的平均值进行记录, 并分别标记为 $Q_{\text{CGA_mean}}(i)$ 、 $Q_{\text{DGA_mean}}(i)$, 设置3对权重参数, 并记录算法的运行时间, 得出仿真结果见图6~图8。

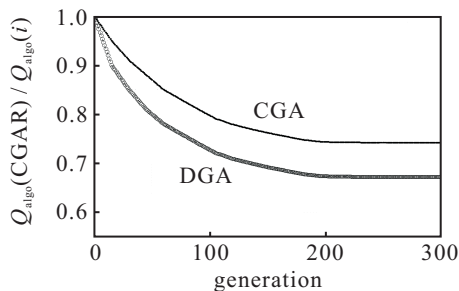


图6 $\alpha = \beta = 0.5$ 情况下的算法评估值对比结果

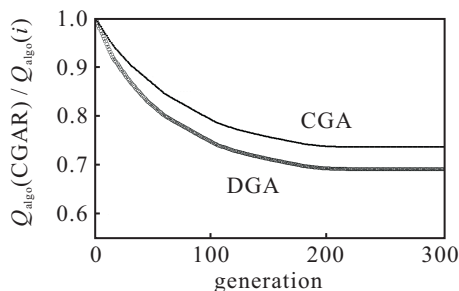


图7 $\alpha = 0.6, \beta = 0.4$ 情况下的算法评估值对比结果

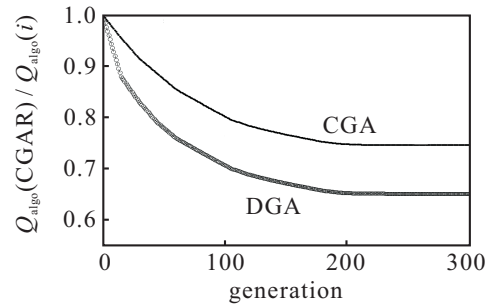


图8 $\alpha = 0.4, \beta = 0.6$ 情况下的算法评估值对比结果

图6~图8中的纵坐标表示初代种群对应的CGA算法评估值平均值分别与两种算法在每代种群遗传过程中对应的算法评估值的平均值的比值, 横坐标表示种群遗传的代数. 由仿真结果可知, 设置不同的算法代价权重和运行时间权重, 两种算法的收敛速度基本一致; 增加运行时间权重至0.6时, DGA的算法评估值增大4%, CGA的算法评估值减小3%; 反之, 增加算法代价权重, DGA算法评估值保持不变, CGA算法评估值增大; 可知, 在综合考虑UAV飞行总路径和算法运行时间时, CGA的算法评估值会随着运行时间权重的增加而减小, DGA基本不会受到权重分配的影响; 通过记录到的算法运行时间(CGA的运行时间为328.1 s, DGA的运行时间为130.75 s)可知, DGA运行速度更快, 能有效地提升任务分配的速度, 同时提升算法对于复杂环境的适用性。

4 结论

本文充分考虑无人机真实作战过程中的相关约束条件, 如侦查任务持续时间、进入目标防御区域的末端航向角、异构无人机的成本差异、目标威胁区域、无人机侦查范围等, 通过图论等效建模和分布式遗传算法, 对协同任务规划问题进行求解, 可有效避免单点失效情况, 且规划时间在容许范围之内. 相比常用的协同任务分配方法, 本文附加考虑航迹约束和飞行器本体特性约束, 并采用分布式决策架构, 有效地提高了算法运行的速度. 通过仿真结果分析可知, 所提出方法对于复杂任务场景具有较好的适用性。

参考文献(References)

- [1] Vidal T, Crainic T G, Gendreau M, et al. A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems[J]. Operations Research, 2012, 60(3): 611-624.
- [2] Ryan J L, Bailey T G, Moore J T, et al. Reactive tabu search in unmanned aerial reconnaissance simulations[C]. Proc of the 30th Conf on Winter Simulation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1998: 873-880.
- [3] Shetty V K, Sudit M, Nagi R. Priority-based assignment and routing of a fleet of unmanned combat aerial

- vehicles[J]. Computers & Operations Research, 2008, 35(6): 1813-1828.
- [4] Oh H, Kim S, Tsourdos A, et al. Cooperative road-network search planning of multiple uavs using dubins paths[C]. AIAA Guidance, Navigation, and Control Conf. IEEE, 2011: 6386.
- [5] Semsch E, Jakob M, Pavlíček D, et al. Autonomous UAV surveillance in complex urban environments[C]. IEEE/WIC/ACM Int Joint Conf on Web Intelligence and Intelligent Agent Technologies. IET, 2009, 2: 82-85.
- [6] Bektas T. The multiple traveling salesman problem: An overview of formulations and solution procedures[J]. Omega, 2006, 34(3): 209-219.
- [7] O'Rourke K P, Bailey T G, Hill R, et al. Dynamic routing of unmanned aerial vehicles using reactive tabu search[R]. Air Force Inst of Tech Wright-Pattersonafb Oh, 1999.
- [8] Arsie A, Savla K, Frazzoli E. Efficient routing algorithms for multiple vehicles with no explicit communications[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(10): 2302-2317.
- [9] Nygard K E, Chandler P R, Pachter M. Dynamic network flow optimization models for air vehicle resource allocation[C]. Proc of the 2001 American Control Conf. IEEE, 2001, 3: 1853-1858.
- [10] Shima T, Rasmussen S. UAV cooperative decision and control: Challenges and practical approaches[M]. SIAM, 2009: 122-124.
- [11] Edison Eugene, Shima Tal. Integrated task assignment and path optimization for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers and Operations Research, 2011, 38(1): 340-356.
- [12] Deng Q, Yu J, Wang N. Cooperative task assignment of multiple heterogeneous unmanned aerial vehicles using a modified genetic algorithm with multi-type genes[J]. Chinese J of Aeronautics, 2013, 26(5): 1238-1250.
- [13] Geng L, Zhang Y F, Wang J, et al. Cooperative mission planning with multiple UAVs in realistic environments[J]. Unmanned Systems, 2014, 2(1): 73-86.
- [14] Wang J, Zhang Y F, Geng L, et al. A heuristic mission planning algorithm for heterogeneous tasks with heterogeneous UAVs[J]. Unmanned Systems, 2015, 3(3): 205-219.
- [15] Ponda S S, Johnson L B, Geramifard A. Cooperative mission planning for multi-UAV teams[M]. Springer Netherlands, 2015: 1447-1490.
- [16] Choi H L, Brunet L, How J P. Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation[J]. IEEE Trans on Robotics, 2009, 25(4): 912-926.
- [17] Redding J D, Ure N K, How J P, et al. Scalable, MDP-based planning for multiple[C]. American Control Conf on cooperating agents. Springer Netherland: IEEE, 2012: 6011-6016.
- [18] Nigam N. Dynamic replanning for multi-UAV persistent surveillance[C]. Pro of the AIAA Guidance Navigation and Control Conf. Boston: AIAA, 2013: 19-22.
- [19] Pospichal P, Jaros J, Schwarz J. Parallel genetic algorithm on the cuda architecture[C]. Applications of Evolutionary Computation. Berlin: Springer Heidelberg, 2010: 442-451.
- [20] Cormen T H. Introduction to algorithms[M]. Cambridge: MIT press, 2009: 79-81.
- [21] 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.
(Shen L C, Chen J, Wang N. A survey on task planing technology for aircraft[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 593-606.)

(责任编辑: 郑晓蕾)