

文章编号: 1000-6893(2008)增-S184-08

基于蚁群算法的无人机协同多任务分配

苏菲, 陈岩, 沈林成

(国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

UAV Cooperative Multi-task Assignment Based on Ant Colony Algorithm

Su Fei, Chen Yan, Shen Lincheng

(College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology,
Changsha 410073, China)

摘 要: 采用蚁群算法对无人机协同多任务分配问题(CMTAP)进行研究。在通用 CMTAP 模型的基础上, 综合考虑包括动态任务时间约束和无人机任务能力的差别多类复杂约束条件, 建立扩展的协同多任务分配模型。在多子群蚁群算法的基础上, 提出了基于分工机制的蚁群算法对 CMTAP 进行求解。根据协同多任务分配的特点, 设计了基于任务能力评估的问题解构造策略和基于任务代价的状态转移规则, 提高了算法的性能。仿真实验结果表明该方法能有效地解决无人机协同多任务分配问题。

关键词: 无人机; 协同多任务分配问题; 动态时间窗; 分工机制; 多子群蚁群算法

中图分类号: V279 **文献标识码:** A

Abstract: Ant colony algorithm is applied to solve unmanned aerial vehicle (UAV) cooperative multi-task assignment problem (CMTAP). Based on the generic formulation of CMTAP, an extended mathematical formulation for the UAV CMTAP is presented, which takes the dynamic time window constraints and the capabilities of UAVs into account. Then, a multi-ant-colony algorithm based on the job-division mechanism is put forward to solve the problem. According to the characteristics of CMTAP, the strategy for construction of problem solution based on mission capabilities of UAV and state transition rules based on mission cost are designed to generate the feasible solutions of CMTAP and improve the performance of algorithm. The simulation results demonstrate the feasibility and efficiency of the algorithm put forward.

Key words: unmanned aerial vehicle; cooperative multi-task assignment problem; dynamic time window; job-division mechanism; multi-ant-colony algorithm

无人机协同多任务分配问题 (Cooperative Multi-Task Assignment Problem, CMTAP)^[1] 的目标是在执行任务无人机集合性能允许的范围内, 针对不同用户提出的多任务需求, 确定出各无人机的任务执行序列, 包括目标集合、执行任务的类型以及不同任务的执行顺序和时间等, 以确保多无人机在多任务执行过程中的协同性。研究高效率协同多任务分配方法是提升无人机未来战场适应能力和作战效能的重要途径, 具有较大的理论和实际意义。现阶段, 国内外关于无人机任务分配问题的研究成果主要包括任务分配问题建模和任务分配求解算法两方面。

在任务分配问题建模方面, 现阶段的研究成果主要包括多旅行商问题 (Multiple Traveling Sa-

lesman Problem, MTSP)模型^[2]、车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem, VRP)模型^[3]、混合整数线性规划 (Mixed Integer Linear Programming, MILP)模型^[4]等。美国空军研究实验室在无人机任务分配研究中建立了带时间窗的不同能力约束车辆路径问题 (Capacitated Vehicle Routing Problem with Time Windows, CVRPTW)模型, 并将其应用于“全球鹰”无人机和“捕食者”无人机的侦察任务规划问题建模^[5-7]。随着无人机能力不断增强, 无人机执行任务的复杂程度也随之增强, 不同任务之间存在着复杂的时序以及时间约束。对于这一类复杂的任务集合, 目前大多数任务分配模型无法对其进行有效的描述。针对这一不足, 文献[1]提出了一种 CMTAP 通用模型, 该模型能对无人机执行复杂作战任务时任务间的时序约束关系进行有效建模。

在任务分配求解算法方面, 目前的研究成果主要有 A*算法、遗传算法(GA)和基于合同网(Contract Net)的方法^[8-9]等。A*算法作为传统优化方法的典型代表, 其优化目标是获取问题最优解, 且具有完备性和可纳性, 但 A*算法作为一种确定性算法, 在求解大规模组合优化问题时存在时间、空间复杂性较大的不足, 随着问题规模的增大, 其求解难度也急剧增加; 遗传算法作为进化类算法的典型代表, 近年来在无人机任务分配问题领域得到了广泛应用^[1], 但遗传算法由于其本质上的随机性, 求解过程中存在较多劣质搜索过程, 导致其在大规模组合优化问题的求解中效率和精度不高; 基于合同网的方法将任务分配看做一个交易过程, 将增加或降低的任务计划评估值作为无人机之间任务分配的控制变量, 通过无人机的互相协商和任务竞争, 在局部最优的基础上追求全局最优, 但由于基于合同网方法的优化能力建立在不同无人机之间协商和竞争的基础上, 当任务分配问题规模较大时, 会导致无人机之间协商通信量大大增加, 降低问题求解效率。

蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)于1991年由意大利学者 Dorigo 提出, 此后该方法被应用于各类组合优化问题求解中, 并取得了一系列的研究成果。蚁群算法通过对自然界中真实蚁群觅食机制的模拟, 将搜索问题中的启发信息表达为蚁群的信息素释放/挥发机制中, 通过在搜索过程中引入正反馈机制, 大大提高了算法的收敛速度。

本文在 CMTAP 通用问题模型基础上, 综合考虑多类复杂约束条件进行扩展, 对无人机协同多任务分配问题进行描述。在多子群蚁群算法基础上, 设计了基于分工机制的蚁群算法对问题进行求解, 通过对蚁群算法问题解构造策略及状态转移规则的改进和设计, 使得算法性能得到明显提高。

1 问题模型

无人机协同多任务分配问题可由一个五元组 $\{E, V, T, Mt, C\}$ 表示, 其中 E 为战场环境; $V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}$ 为执行任务的无人机集合, N_v 为执行任务的无人机集合的规模; $T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_t}\}$ 为待执行任务对应的目标集合, N_t 为目标数量; $Mt = \{Mt_1, Mt_2, \dots, Mt_{N_{type}}\}$ 为各目标 T_i 上需要完成的任务类型集合, N_{type} 为任务类型数,

考虑到未来无人机作战使用的发展趋势, 任务类型集合中包含 3 类任务, 分别为侦察、攻击和毁伤评估, 即 $Mt = \{\text{Classify}, \text{Attack}, \text{Verify}\}$; C 为约束条件集合。由此可将任务集合表达为

$$\left. \begin{aligned} M &= \{M_1, M_2, \dots, M_{N_m}\} \\ M_j &= \{T_i, Mt_j\}, T_i \in T, Mt_j \in Mt \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: N_m 为任务总数量, 满足 $N_m \leq N_t N_{type}$ 。设

$$N_m^{(r)} \text{ 为第 } r \text{ 类任务的数量, 满足 } \sum_{r=1}^{N_{type}} N_m^{(r)} = N_m。$$

1.1 约束条件

在通用 CMTAP 模型^[1]中, 约束条件主要包括任务时序约束、任务时间约束、多机协同约束。

定义 1 (任务时序约束) 如果不同任务 M_i 和 M_j 之间存在特定的任务执行顺序, 表示 M_i 和 M_j 之间存在任务时序约束。如果 M_i 必须在 M_j 之前执行, 则 M_i 为 M_j 的前续任务, 记为 $\text{Prev}(M_j)$, M_j 为 M_i 的后继任务, 记为 $\text{Next}(M_i)$ 。任务之间的时序约束是一种偏序关系, 具体表达为

$$\left. \begin{aligned} &\text{Enforce}[(\{\text{Prev}(M_i), M_i\}, <)] \\ &\text{Enforce}[(\{M_i, \text{Next}(M_i)\}, <)] \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

($i = 1, 2, \dots, N_m$)

定义 2 (任务时间约束) 如果某个任务必须在指定的时间范围内完成, 则称该任务具有时间约束。在无人机协同多任务分配问题中, 时间约束通常对具有机动能力的动态目标存在。任务时间约束可表达为

$$ET_i \leq t_i \leq LT_i \quad (3)$$

式中: ET_i 和 LT_i 分别为执行第 i 个任务的最早时间限制和最晚时间限制; t_i 为该任务的执行时间。

定义 3 (多机协同约束) 除非在预先的任务需求中对某个特定目标指定了多次任务或者该任务没能顺利完成, 否则, 任务集合中任何一个任务只能被无人机集合完成一次。设 $x_{i,j} \in \{0, 1\}$ 为决策变量, 当无人机 V_i 被分配执行任务 M_j 时, $x_{i,j}$ 取值为 1, 否则其值取 0, 则多机协同约束可以表达为

$$\sum_{i=1}^{N_v} x_{i,j} = 1 \quad (j = 1, 2, \dots, N_m) \quad (4)$$

在上述通用模型约束条件的基础上, 结合无人机实际作战使用过程中的特点, 无人机协同多任务分配问题还应考虑动态任务时间约束和无人

机任务类型能力约束。

定义 4 (动态任务时间约束) 无人机执行任务的时间约束经常是建立在任务的时序约束的基础上。设任务 M_i 的前续任务的执行时间为 $T(\text{Prev}(M_i))$, 则任务时间约束可以表达为

$$\left. \begin{aligned} ET_i &\leq t_i \leq LT_i \\ ET_i &= T(\text{Prev}(M_i)) + \Delta t_{\min}^{(i)} \\ LT_i &= T(\text{Prev}(M_i)) + \Delta t_{\max}^{(i)} \end{aligned} \right\} \quad (i=1,2,\dots,N_m) \quad (5)$$

定义 5 (无人机任务类型能力约束) 在无人机协同多任务分配问题中, 单架无人机所能完成的任务类型是有限的, 故特定无人机只能执行任务集合中与自身能力相符合的任务, 超出自身能力范围的任务必须交由其他无人机执行。设无人机 V_i 所能执行的任务类型为 $\text{MissionKind}(V_i)$, 则若无人机 V_i 能够执行任务 M_j 必须满足如下的类型能力约束

$$M_j = \text{MissionKind}(V_i) \quad (6)$$

1.2 任务分配计划评价指标

无人机协同多任务分配问题中, 任务分配计划的优劣程度可采用无人机集合完成该计划中所有任务所需的总飞行航程和计划中包含的任务数量两种指标进行评价。

设无人机 V_i 的任务分配计划为

$$\left. \begin{aligned} \text{Project}_i &= \{S_1^{(i)}, S_2^{(i)}, \dots, S_{N_{mi}}^{(i)}\} \\ S_k^{(i)} &= \{M_j, R_k^{(i)}, t_k^{(i)}\}, M_j \in M \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $S_k^{(i)}$ 为无人机 V_i 的任务分配计划中第 k 个任务步骤; N_{mi} 为 $S_k^{(i)}$ 中包含的任务数量; M_j 为 V_i 的第 k 个任务步骤中所执行的任务; $R_k^{(i)}$ 为 V_i 的第 k 个任务步骤中经过的安全航路的飞行航程值; $t_k^{(i)}$ 是 V_i 执行任务 M_j 的时间。

设 $L(\text{Project}_i)$ 为无人机 V_i 任务分配计划的飞行航程值, $L_{\max}(V_i)$ 为 V_i 的最大航程限制, 则无人机集合任务分配计划的总飞行航程指标为

$$J_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N_v} L(\text{Project}_i)}{\sum_{i=1}^{N_v} L_{\max}(V_i)} = \frac{\sum_{i=1}^{N_v} (v_i \times T(\text{Project}_i))}{\sum_{i=1}^{N_v} L_{\max}(V_i)} \quad (8)$$

式中: $T(\text{Project}_i)$ 为无人机 V_i 完成其任务分配计划所需的时间(由起点出发直至到达预定终点所经历的时间); v_i 为无人机 V_i 的飞行速度, 本文提出的模型中假设该值为一常量。无人机协同多任

务分配的目标是在满足 2.1 节中诸多约束条件的前提下制定合理的任务分配计划, 且使得该分配计划的总飞行航程指标 J_1 最小化。

无人机集合任务分配计划中包含的任务数量反映了任务分配对待执行任务集合的覆盖程度, 其计算方法为

$$J_2 = \sum_{i=1}^{N_v} N_{mi} \quad (9)$$

在该评价指标下, 无人机协同多任务分配的目标是在满足协同多任务分配问题诸多约束条件的前提下, 使得完成任务数量指标 J_2 最大化。在实际指标应用中, 为了与任务总飞行航程代价的最小化目标相对应, 通常将该指标转化为未完成任务数量指标, 以实现无人机集合未完成任务数量最小化为目标, 即

$$J_2^* = N_m - \sum_{i=1}^{N_v} N_{mi} \quad (10)$$

综上所述, 可以得到无人机集合任务分配计划的综合评价指标为总飞行航程代价指标与未完成任务数量指标之和, 协同多任务分配的目标即实现该综合指标的最小化, 即

$$\min(J = J_1 + J_2^*) \quad (11)$$

2 基于分工机制蚁群算法的协同多任务分配

基于上一节建立的问题模型, 本文在 multi-colony 蚁群算法基础上, 将蚁群社会中蚂蚁之间的分工合作机制引入问题求解过程中, 针对协同多任务分配问题特点, 对分工机制蚁群建立、问题解构造策略、人工蚂蚁状态转移规则进行改进和设计, 提出了基于分工机制的蚁群算法。

2.1 分工机制蚁群的建立

在无人机协同多任务分配问题中, 不同无人机执行的任务各不相同, 由此可将各无人机映射为人工蚁群中不同的蚂蚁子群, 各蚂蚁子群为其对应的无人机构造任务分配计划, 相互之间通过基于信息素分布的间接信息交互实现任务的协同。

基于分工机制的协同多任务分配蚁群算法中, 分工机制蚁群的建立以不同无人机执行任务的不同为基础。设人工蚁群为 $AC = \{AC_i, i=1, 2, \dots, N_{AC}\}$, 其中: N_{AC} 为人工蚁群中包含的蚂蚁子群数, 满足 $N_{AC} = N_v$, $AC_i = \{\text{Ant}_{i,k}, k=1, 2, \dots, m\}$ 为对应于无人机 V_i 的蚂蚁子群, 且不同

的子群之间满足如下关系:

$$\left. \begin{array}{l} \bigcup_{i=1}^{N_V} AC_i = AC \\ AC_i \cap AC_j = \emptyset, i \neq j \end{array} \right\} \quad (12)$$

$Ant_{i,j}$ 为第 i 个子群中第 j 个人工蚂蚁, 蚂蚁子群 AC_i 中每个人工蚂蚁为无人机 V_i 构造任务分配计划, 而无人机集合 V 的任务分配计划需要来自不同蚂蚁子群的 N_V 个人工蚂蚁构造的任务序列构成。构造无人机集合 V 的一个满足各类约束的任务分配计划的 N_V 个人工蚂蚁, 称为人工蚂蚁簇 $AG_i, i=1,2,\dots,m$, AG_i 是人工蚁群中构造无人机集合完整任务分配计划的最小蚂蚁群落, 且不同的人工蚂蚁簇之间满足

$$\left. \begin{array}{l} AG_i = \{Ant_{1,i}, Ant_{2,i}, \dots, Ant_{N_V,i}\} \\ \bigcup_{i=1}^m AG_i = AC \\ AG_i \cap AG_j = \emptyset, i \neq j \end{array} \right\} \quad (13)$$

综上所述, 分工机制蚁群可由如图 1 所示的蚂蚁矩阵 $AC=[Ant_{i,j}], i=1,2,\dots,N_V, j=1,2,\dots,m$ 进行描述。其中, 蚂蚁子群对应于矩阵的各个行, 人工蚂蚁簇对应于矩阵的各个列。如图 1 所示。

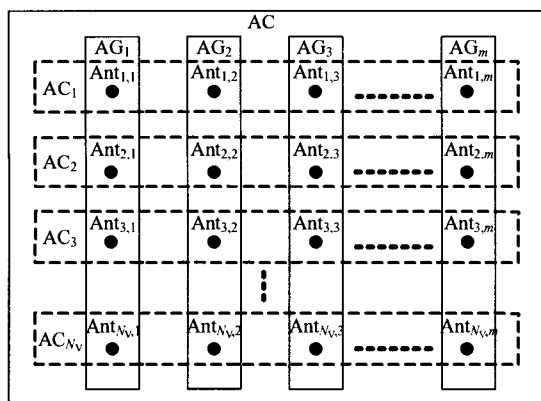


图 1 分工机制蚁群结构示意图

Fig. 1 Structure of ant colony

2.2 基于任务能力评估的问题解构造

基于分工机制蚁群算法对协同多任务分配问题的求解过程中, 构造无人机集合任务分配计划的基本群落是人工蚂蚁簇。人工蚂蚁簇 $AG_l (l=1,2,\dots,m)$ 在构造无人机集合 V 的任务分配计划的过程中, 每次选择一个人工蚂蚁 $Ant_{i,l} (i=1,2,\dots,N_V)$ 进行状态转移, 确定其后续执行的任务, 该人工蚂蚁的选择应根据人工蚂蚁簇中所有蚂蚁个体任务能力评估的大小决定, 任

务能力较大的人工蚂蚁被选中进行状态转移以选择将要执行的任务的概率较大, 反之则被选中的概率较小, 具体可以表达为

$$q_{i,l}^{(k)}(c) = \frac{E_{cap}^{(k,i,l)}(c)}{\sum_{s=1}^{N_V} E_{cap}^{(k,s,l)}(c)} \quad (14)$$

式中: $q_{i,l}^{(k)}(c)$ 为第 c 次迭代中人工蚂蚁簇 AG_l 进行第 k 次状态转移时 $Ant_{i,l}$ 被选中的概率; $E_{cap}^{(k,i,l)}(c)$ 为此时对 $Ant_{i,l}$ 的综合任务能力评估, 其值通过式(15)进行计算:

$$\left. \begin{array}{l} E_{cap}^{(k,i,l)}(c) = L_{cap}^{(k,i,l)}(c) \times \max_{s \in allowed_{i,l}} \tau(z,s) \times M_{cap}^{(k,i,l)}(c) \\ L_{cap}^{(k,i,l)}(c) = \frac{L_{max}(V_i) - L_{cur}^{(k,i,l)}(c)}{L_{max}(V_i)} \\ M_{cap}^{(k,i,l)}(c) = \frac{\|allowed_{i,l}\|}{N_m} \times M_{rem}^{(k,i,l)}(c) \\ M_{rem}^{(k,i,l)}(c) = M_{max}(V_i) - M_{cur}^{(k,i,l)}(c) \end{array} \right\} \quad (15)$$

式中: $L_{cap}^{(k,i,l)}(c) \in (0,1)$ 为 $Ant_{i,l}$ 的飞行航程剩余量权系数; $allowed_{i,l}$ 为 $Ant_{i,l}$ 当前状态转移候选集合(即 $Ant_{i,l}$ 对应的无人机 V_i 在约束条件限制下所能执行的任务集合), $\|allowed_{i,l}\|$ 为该候选集合中包含任务的数量; $\max_{s \in allowed_{i,l}} \tau(z,s)$ 为 $Ant_{i,l}$ 当前可

选后继移动城市对应路径段上信息素浓度最大值, 反映了本次迭代之前的搜索过程中, 蚁群所累积的问题求解经验; $L_{cur}^{(k,i,l)}(c)$ 为 $Ant_{i,l}$ 当前计划中已消耗的航程; $M_{cap}^{(k,i,l)}(c)$ 为 $Ant_{i,l}$ 当前执行任务能力的估计; $M_{cur}^{(k,i,l)}(c)$ 为 $Ant_{i,l}$ 当前任务分配子计划中包含的任务数; $L_{max}(V_i)$ 和 $M_{max}(V_i)$ 分别为无人机 V_i 的最大航程和最大任务数限制。通过该任务能力评估在人工蚂蚁簇内选择蚂蚁个体进行状态转移可有效均衡各无人机之间的任务负担, 提高任务分配计划质量, 有利于提高算法效率。

相关研究表明, 局部优化策略的引入能够较大程度地提升蚁群算法搜索效率。因此, 本文算法在问题解构造过程中还引入了逆转变异算子(2-opt 局部优化)^[10]对任务分配计划进行局部优化。逆转变异算子可由图 2 描述。

当人工蚂蚁簇中所有蚂蚁个体完成任务分配子计划构造之后, 对所有子计划运用逆转变异算子进行局部优化, 调整变异后任务分配计划中各任务的执行顺序和时间。当所得的计划满足协同多任务分配问题约束条件, 且优于原计划时, 以变异后的任务分配计划替换原计划。

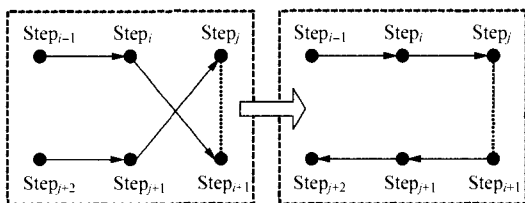


图2 逆转变异算子示意图

Fig. 2 2-opt local optimization

2.3 基于任务代价的状态转移

蚁群算法中人工蚂蚁按照环境中的信息素分布和启发信息进行其状态转移, 启发信息由候选的解元素的评价值决定。在求解无人机协同多任务分配问题的蚁群算法中的状态转移是指无人机执行当前任务之后向下一个任务的转移, 因而人工蚂蚁可以获得启发信息为无人机由当前任务向下一任务转移所要花费的代价。由此可以得到蚁群中各人工蚂蚁按照下式进行状态转移:

$$S = \begin{cases} \arg \max_{j \in \text{allowed}_{u,v}} \{[\tau_{i,j}^\alpha(c)] \times [\eta_{i,j}^\beta(c)]\}, & q \leq q_0 \\ S, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中: S 为按照式(17)所示概率分布选出的随机变量。

$$P_{i,j}^{(u,v)}(c) = \begin{cases} \frac{\tau_{i,j}^\alpha(c)[\eta_{i,j}^{(u,v)}(c)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_{u,v}} \tau_{i,s}^\alpha(c)[\eta_{i,s}^{(u,v)}(c)]^\beta}, & j \in \text{allowed}_{u,v} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $0 < q_0 < 1$; $\text{allowed}_{u,v}$ 为 $\text{Ant}_{u,v}$ 下一步的候选任务集合; $\tau_{i,j}(c)$ 为 $\text{Ant}_{u,v}$ 状态转移时任务 M_i 和任务 M_j 之间转移路径上的信息素浓度; $\eta_{i,j}^{(u,v)}(c)$ 为 $\text{Ant}_{u,v}$ 进行状态转移的启发信息, 其值为 V_u 在两任务之间进行状态转移的代价 $C_{i,j}^{(u,v)}(c)$ 的倒数, $C_{i,j}^{(u,v)}(c)$ 的计算方法为

$$C_{i,j}^{(u,v)}(c) = \omega_1 C d_{i,j} + \omega_2 C t_{i,j}^{(u,v)}(c) \quad (18)$$

$$\left. \begin{aligned} C d_{i,j} &= \frac{L(R_{i,j}) - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}}, j \in \text{allowed}_{u,v} \\ L_{\max} &= \max_{\substack{l,k=1,2,\dots,N_m \\ l \neq k}} L(R_{l,k}) \\ L_{\min} &= \min_{\substack{l,k=1,2,\dots,N_m \\ l \neq k}} L(R_{l,k}) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

$$\left. \begin{aligned} C t_{i,j}^{(u,v)} &= \begin{cases} 1, & \text{如果 } M_j \text{ 没有时间约束} \\ 1, & t_{\text{arrive}}^{(u,v,j)} \leq E T_j^* \\ (L T_j - t_{\text{arrive}}^{(u,v,j)}) / (L T_j - E T_j^*), & \text{其他} \end{cases} \\ t_{\text{arrive}}^{(u,v,j)} &= t_i^{(u,v)} + \frac{L(R_{i,j})}{V_{u,v}} \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

式中: $L(R_{i,j})$ 为由第 i 个任务 M_i 转至第 j 个任务 M_j 所需要飞行的航程; L_{\max} 和 L_{\min} 分别为任务集合中两两任务之间转移所需要经过的飞行航程的最大值和最小值; $t_{\text{arrive}}^{(u,v,j)}$ 和 $t_i^{(u,v)}$ 分别为 $\text{Ant}_{u,v}$ 转移至任务 M_j 和执行任务 M_j 的时刻; $E T_j^* \leq E T_j$ 为常值参数; ω_1, ω_2 为权系数, 满足 $0 \leq \omega_1, \omega_2 \leq 1$ 且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。由上述公式可以看出, 人工蚂蚁在选择后继任务的时候, 一方面到当前任务目标飞行距离较短的任务将被优先选择; 另一方面, 任务时间约束裕量越小的任务将优先被选择。

2.4 算法步骤

综合上述设计及基本蚁群算法的步骤, 基于分工机制的无人机协同多任务分配蚁群算法如下所示:

输入: 系统参数 $\alpha, \beta, \rho_{\text{global}}, \rho_{\text{local}}, q_0$ (其中 $\rho_{\text{global}}, \rho_{\text{local}}$ 为蚁群系统信息素更新的全局挥发系数和局部挥发系数), 无人机集合 V , 目标集合 T , 任务类型集合 Mt 。

输出: 无人机集合任务分配计划 Project 。

步骤 1 初始化规模为 $N_v \times m$ 的分工蚁群 AC , 建立人工蚂蚁子群 $AC_u, u=1, 2, \dots, N_v$ 和人工蚂蚁簇 $AG_v, v=1, 2, \dots, m$ 。设置任务分配蚁群算法初始迭代计数器 $c \leftarrow 0$ 和最大允许的迭代次数 c_{\max} 。

步骤 2 $\forall AG_v, v=1, 2, \dots, m$, 执行如下操作:

(1) 分别构建其候选集合, 根据式(14)和式(15)所示的方法, 逐步选择 $\text{Ant}_{u,v} \in AG_v$, 按照式(16)~式(20)所示的状态转移规则构造各自对应的无人机 V_u 的任务分配子计划。

(2) 当 AG_v 中所有蚂蚁个体 $\forall \text{Ant}_{u,v} (u=1, 2, \dots, N_v)$ 均构造完任务分配计划 Project_u 之后, 对其中所有蚂蚁个体的任务分配子计划运用逆转变异算子进行局部优化。根据局部优化结果对 AG_v 形成的任务分配计划 Project 按照蚁群系统的局部信息素更新规则^[11-12]进行局部信息素更新。

(3) 按照式(7)~式(11)计算各无人机任务分

配子计划的评价值。

步骤 3 按照蚁群系统的全局信息素更新规则^[11-12]进行全局信息素更新。

步骤 4 选择当前迭代中最优人工蚂蚁簇构造的任务分配计划与全局最优任务分配计划进行比较。如果优于当前的全局最优任务分配计划, 则以当前迭代最优任务分配计划作为新的全局最优任务分配计划; 否则继续后续步骤。

步骤 5 $c \leftarrow c+1$, 如果 $c > c_{\max}$, 则算法结束, 输出当前的全局最优任务分配计划; 否则转步骤 2 继续执行。

3 仿真实验

基于上述算法设计, 在 Intel 2.4 GHz 主频、512 MB 内存的测试环境中, 针对 4 架无人机(侦察型 2 架、攻击型 2 架)对 10 个敌方目标的任务想定进行仿真实验, 如图 3 所示。设定所有目标上均需要进行侦察、攻击、毁伤评估 3 类任务, 分别采用 C, A, V 进行标识, 想定的具体数据如表 1~表 4 所示(表中所示数据均为实验中设定的无量纲数值)。出于在不影响任务分配算法验证的前提下简化仿真实验过程的目的, 实验中未设定敌方威胁源。算法中蚁群包含 $20 \times N_v$ 个人工蚂蚁。

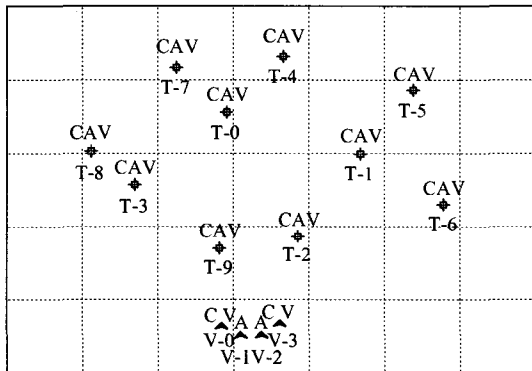


图 3 仿真实验初始设置图

Fig. 3 Distribution of targets and UAVs

表 4 中, 动态任务时间约束的最早/最晚时间限制采用前续任务完成时间+最小/最大时间间隔的方式进行表示。

基于上述想定的数据, 设定算法的最大迭代次数为 200 次, 所得典型任务分配结果如表 5 所示, 各机计划采用(任务目标, 任务类型, 任务执行时间)的格式进行表达。

图 4 为算法运行过程中任务分配计划的评价指标的收敛曲线。ud 为航程代价单位。其中, 图

4(a)和图 4(b)分别为各无人机的子计划飞行航程指标和总任务分配计划航程指标的收敛曲线。可以看出, 各无人机的任务分配子计划的航程指标在迭代过程中存在大小变化过程, 但总航程指标却迅速减小。图 4(c)和图 4(d)分别为各无人机任务分配子计划的完成任务数指标和总任务分配计

表 1 无人机性能参数表

Table 1 Capabilities of UAVs

无人机	起飞位置	航程	速度	任务能力		
				侦察	攻击	评估
V-0	(684,536)	2 500	10	√		√
V-1	(709,548)	1 500	10		√	
V-2	(737,548)	1 500	10		√	
V-3	(761,532)	2 500	10	√		√

表 2 任务目标设置信息表

Table 2 Information of targets

目标标识	目标坐标	任务类型		
		侦察 C	攻击 A	评估 V
T-0	(691,243)	√	√	√
T-1	(868,300)	√	√	√
T-2	(785,413)	√	√	√
T-3	(569,342)	√	√	√
T-4	(766,167)	√	√	√
T-5	(938,213)	√	√	√
T-6	(978,369)	√	√	√
T-7	(624,182)	√	√	√
T-8	(511,296)	√	√	√
T-9	(681,430)	√	√	√

表 3 任务之间的附加时序关系

Table 3 Precedence requirements of tasks

前续任务		后继任务	
任务目标	类型	任务目标	类型
T-0	V	T-4	C
T-7	V	T-4	C
T-1	V	T-5	C

表 4 任务时间约束

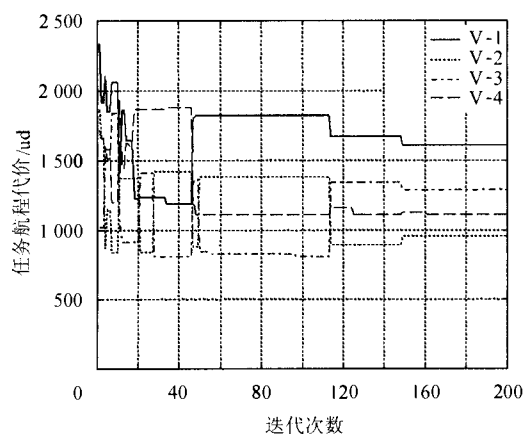
Table 4 Dynamic time windows of tasks

任务目标	类型	最早时间限制	最晚时间限制
T-4	A	侦察完成时间+10	侦察完成时间+20
T-4	V	攻击完成时间+10	攻击完成时间+20
T-5	A	侦察完成时间+1	侦察完成时间+10

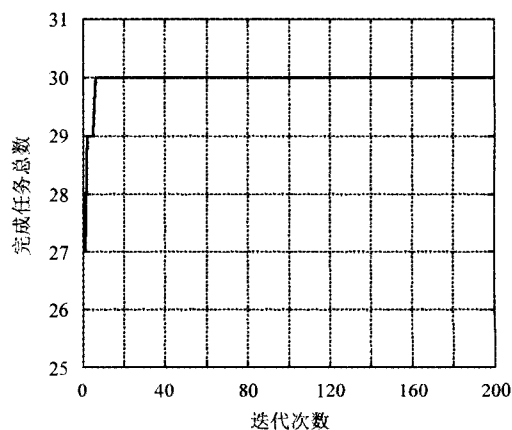
表5 典型协同多任务分配计划结果

Table 5 Typical cooperative multi-task assignment results

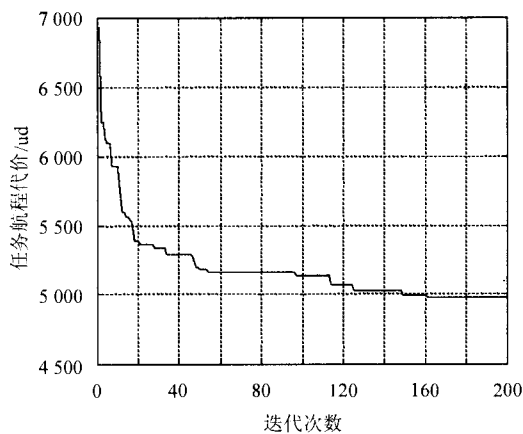
无人机	航程	任务分配计划
V-0	1 614.35	(T-9,C,10.604 2)→(T-3,C,24.847 8)→(T-8,C,32.250 5)→(T-7,C,48.302 0)→(T-7,V,54.585 2)→(T-0,C,63.646 1)→ (T-0,V,69.929 3)→(T-4,C,80.606 8)→(T-4,V,100.607 0)→(T-8,V,129.184 0)→(T-3,V,136.587 0)→(T-9,V,150.830 0)
V-1	951.99	(T-9,A,12.127 7)→(T-3,A,26.371 3)→(T-8,A,33.774 0)→(T-7,A,49.825 4)→(T-0,64.646 1)
V-2	1 288.17	(T-2,A,14.327 9)→(T-1,A,28.348 6)→(T-6,A,46.428 5)→(T-5,A,68.816 3)→(T-4,A,90.606 8)
V-3	1 114.20	(T-2,C,12.139 6)→(T-1,C,26.160 3)→(T-1,V,32.443 5)→(T-6,C,45.428 5)→(T-6,V,51.711 7)→(T-5,C,67.816 3)→ (T-5,V,74.099 5)→(T-2,V,99.280 7)



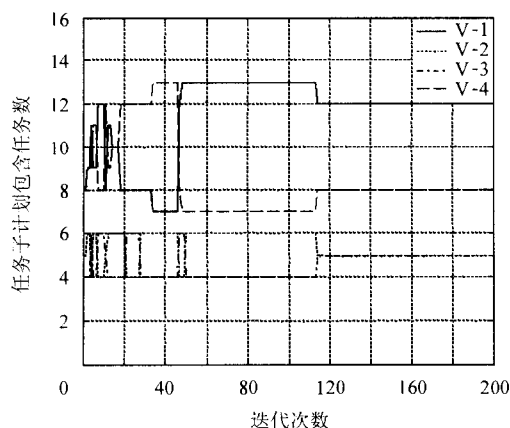
(a) 子计划航程代价变化曲线



(d) 完成任务总数变化曲线



(b) 总航程代价变化曲线



(c) 子计划完成任务数变化曲线

图4 任务计划指标变化曲线图

Fig. 4 Converge traces of CMTAP

划尚不能覆盖所有的待执行任务,但随着算法的迭代,无人机集合任务分配计划的优化程度迅速提高,最终得到覆盖所有待执行任务的较优/最优任务分配计划。图中所示的实验在算法迭代 161 次后,任务分配计划达到收敛时的水平。

在上述仿真数据的基础上进行 10 次实验,设定当前迭代的最优任务分配计划评价值连续稳定 100 代则认为算法收敛,对所得实验结果进行统计如表 6 所示。由结果可以看出,一方面,基于分工机制的蚁群算法在求解多机协同多任务分配问题时所得解具有较好的多样性;另一方面,算法所得解之间性能差异不大,稳定性较好。

将基于分工机制的蚁群算法与遗传算法进行对比,对比实验中设定无人机集合规模为 4 架(2 架侦察型、2 架攻击型),目标集合中分别包含 10, 15, 20 个目标,蚁群算法中蚁群规模为 $20N_v$,遗传算法种群规模为 20,算法均迭代相同次数(200 代、500 代、1000 代)。所得计划航程指标如表 7 所示,表中指标均为算法运行 10 次的结果平均值。由此可以看出,遗传算法的搜索过程中存在的劣质搜索操作,影响了算法的优化能力,而基

于分工机制的蚁群算法中, 由于改进的问题解构造策略和基于任务代价的状态转移规则的引入, 提高了算法在迭代过程中构造问题解的质量, 有效地提高了算法的优化能力, 因而本文算法所获得解的质量明显优于遗传算法。

表 6 10 目标协同多任务分配仿真实验结果统计表

Table 6 Statistics of 10 targets CMTAP experiments

实验 次数	迭代 次数/代	航程	完成 任务数	获得覆盖所有任务的 计划所需的迭代次数/代
1	260	4 917.99	30	8
2	261	4 968.71	30	5
3	341	5 013.07	30	11
4	231	4 974.77	30	7
5	230	4 968.71	30	3
6	202	4 943.48	30	2
7	310	5 021.43	30	9
8	258	4 977.07	30	7
9	226	4 917.99	30	5
10	253	5 009.52	30	7

表 7 本文任务分配算法与遗传算法的对比结果

Table 7 Comparison of ACA and GA

算法	10 目标	15 目标	20 目标
基于分工机制蚁群算法	4 971.3	7 313.5	8 167.7
遗传算法	5 003.0	7 605.9	8 682.6

4 结 论

仿真实验结果表明, 基于分工机制的蚁群算法能够有效解决无人机协同多任务分配问题。该方法在多子群蚁群算法的基础上引入基于任务能力余量的问题解构造策略和基于任务代价的状态转移规则, 提高了算法的优化能力, 能够在较少的迭代次数内获得较优的任务分配计划, 且计划的评价指标水平随算法运行时间的增加而提升。

参 考 文 献

- [1] Shima T, Rasmussen S J, Sparks A G. Multiple task assignments for cooperating uninhabited aerial vehicles using genetic algorithms[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33(11): 3252-3269.
- [2] Secrest B R. Traveling salesman problem for surveillance mission using particle swarm optimization[D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 2003.
- [3] O'Rourke K P, Bailey T G, Hill R, et al. Dynamic routing of unmanned aerial vehicles using reactive tabu search[J]. Military Operations Research Journal, 2001(6): 5-30.

- [4] Alighanbari M. Task assignment algorithms for teams of UAVs in dynamic environments[D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 2004.
- [5] Harder R W. A Java universal vehicle router in support of routing unmanned aerial vehicles air missions[D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 2000.
- [6] Kevin P O. Dynamic unmanned aerial vehicle (UAV) routing with a Java-encoded reactive tabu search meta-heuristic[D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 1999.
- [7] Brown D T. Routing unmanned aerial vehicles while considering general restricted operating zones[D]. Ohio: Air Force Institute of Technology, 2001.
- [8] MacKenzie D C. Collaborative tasking of tightly constrained multi-robot missions[C]//Proceedings of the Second International Workshop on Multi-Robot Systems. 2003: 39-50.
- [9] Atkinson M L. Contract nets for control of distributed agents in unmanned air vehicles[R]. AIAA-2003-6532, 2003.
- [10] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(10): 1240-1245.
Wu Qinghong, Zhang Jihui, Xu Xinhe. An ant colony algorithm with mutation features[J]. Journal of Computer Research and Development, 1999, 36(10): 1240-1245. (in Chinese)
- [11] 李士勇, 陈永强, 李研. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
Li Shiyong, Chen Yongqiang, Li Yan. Ant colony algorithms with applications[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2004. (in Chinese)
- [12] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.

作者简介:

苏菲(1981—) 男, 博士研究生。主要研究方向: 任务规划与任务控制。

E-mail: minehome@yeah.net

(责任编辑: 张利平)