中国科学: 技术科学 2025 年 第 55 卷 第 9 期: 1447 ~ 1466
SCIENTIA SINICA Technologica techcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文 无人飞行器导航、制导与控制专题

面向多点动态集结的异构无人系统空地协同任务规划

汪雨洋[1,2], 辛斌[3,4*], 丁玉隆[1,2,5,6*], 何斌[1,2,5,6], 陈杰[1,2,5,6]

1. 同济大学上海自主智能无人系统科学中心, 上海 201210
2. 教育部自主智能无人系统前沿科学中心, 上海 201210
3. 北京理工大学自动化学院, 北京 100081
4. 自主智能无人系统全国重点实验室, 北京 100081
5. 自主智能无人系统全国重点实验室, 上海 201210
6. 同济大学控制科学与工程系, 上海 201804
* E-mail: brucebin@bit.edu.cn; dingyulong@tongji.edu.cn

收稿日期: 2025-04-14; 接受日期: 2025-08-11; 网络版发表日期: 2025-09-16
国家自然科学基金项目(批准号: 62495091, 62425304, 62088101, 62303354)和上海市“基础研究特区计划”资助

摘要 现实中存在一类任务点分散, 状态动态变化的大范围任务, 例如灾后救援、森林灭火等, 可建模为多点动态集结(multi-point dynamic aggregation, MPDA)任务. 为了减少人员伤亡, 提高任务执行效率, 采用无人地面机器人(unmanned ground vehicle, UGV)执行这类任务是一种较为理想的解决方案. 在执行MPDA任务时, UGV之间通常难以直接通信. 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)可充当信使周期性地访问各UGV进行数据传输, UGV需要根据信使UAV传递的信息进行分布式协同完成MPDA任务. 这一UAV与UGV协同完成MPDA任务的规划问题可建模为一种异构机器人多任务多阶段动态调度问题. 在该问题中信使UAV与UGV之间具有有限的通信频次并且UAV为UGV传递的信息隐含通信延迟和不确定性, 现有任务规划方法无法有效消解冲突并生成合理分配方案. 为解决上述问题, 本文提出一种适用于异构无人系统空地协同的UGV分布式顺序决策机制. 随着MPDA任务状态的动态演化, 每辆UGV依照UAV的访问顺序从全局冲突消解角度依次动态更新自身任务方案. 基于上述决策机制, 提出一种基于关键路径的方法确定UAV对UGV的访问顺序, 通过让UAV优先访问关键路径上出现次数最多的UGV来缩短MPDA任务完成时间. 进一步地, 提出一种顺序决策框架下的UGV分布式任务规划算法. 每辆决策UGV采用一种基于粒子滤波的概率模型更新当前预测速度, 并通过一种启发式方法动态推演其他待决策UGV的任务方案来消解由于预测误差而可能存在的全局任务冲突. 实验结果表明所提出算法相比于其他先进算法生成更优的任务方案并取得更短的MPDA任务完成时间.

关键词 信使UAV, 多点动态集结, 任务规划, 空地协同, 顺序决策

引用格式: 汪雨洋, 辛斌, 丁玉隆, 等. 面向多点动态集结的异构无人系统空地协同任务规划. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 1447–1466
Wang Y Y, Xin B, Ding Y L, et al. Air-ground coordination task planning for heterogeneous unmanned systems in multi-point dynamic aggregation (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 1447–1466, doi: 10.1360/SST-2025-0074

© 2025 《中国科学》杂志社

1 引言

一系列任务点分散, 状态动态变化的大范围任务可以建模为多点动态集结(multi-point dynamic aggregation, MPDA)任务, 例如森林灭火[1]、灾后救援[2]和目标监视[3]. 在MPDA任务过程中, 多个智能体以自组织的方式前往分布于环境中不同区域的任务点, 协同完成各项任务, 其中每个任务点的状态随时间动态变化. 作为一类环境适应性强的自主无人平台, 无人地面机器人(unmanned ground vehicle, UGV)具备执行此类复杂和高风险任务的能力[4,5]. 在任务过程中, UGV在任务点之间转移的路径与任务状态的动态变化高度耦合. 设计高效的任务规划方法对于缩短MPDA任务的完成时间, 提升UGV的任务执行效率具有重要意义.

当MPDA任务点之间距离较远时, UGV之间直接进行信息交互的机会有限. 现有的任务规划方法在通信不畅的情况下, 通常无法及时调整规划方案以适应任务状态的动态变化, 从而显著削弱了UGV之间的协同效率. 在这种情况下, 无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)可作为通信中继, 周期性地遍历各UGV进行数据传输[6], 辅助UGV执行大范围任务, 实现UGV之间的间接协同. 然而, 由于UGV运动的不确定性[7], 集中式的冲突消解不可避免地引入昂贵的通信开销. 而分布式方法则难以准确预测全局信息并获得无冲突的任务方案. 为解决上述问题, 本文提出一种适用于异构无人系统空地协同的顺序决策机制, 其中每辆UGV根据UAV传递的信息自主决策任务方案. 在该分布式框架下, 通过引入顺序决策实现UGV个体在UAV访问顺序下的逐次规划. 为适配该机制, 本文提出一种基于关键路径的UAV定序方法, 以缩短MPDA任务完成时间. 此外, 还设计了一种信使UAV指导的UGV分布式协同规划方法, 以实现任务状态动态变化和UGV运动不确定条件下的MPDA任务全局冲突消解.

本文主要研究UAV和UGV协同完成大范围MPDA任务的规划问题, 该问题可归结为一类异构机器人多任务多阶段动态调度问题. 当前公开文献中对该动态任务规划问题的研究仍较为有限. 本文的主要贡献如下.

(1) 为降低大范围MPDA任务中信使UAV与UGV之间的信息传输代价, 建立一种UGV分布式顺序决策机制. UAV动态规划访问各UGV的顺序. 每辆UGV基于UAV传递的已访问UGV的决策信息, 从全局角度动态更新自身的任务方案. 该机制在降低UAV与UGV之间通信频次的同时, 确保各UGV获得理想的无冲突任务方案.

(2) 为提升信使UAV指导下各UGV的任务执行效率, 设计一种基于关键路径的UAV定序方法. 通过分析各UGV在关键路径上出现的次数, 确定UAV对UGV的访问顺序. 该方法能够随MPDA任务状态变化自适应调整UAV对UGV的访问优先级, 从而有效缩短MPDA任务的完成时间.

(3) 提出一种顺序决策框架下的UGV分布式任务规划算法. 根据信使UAV的访问顺序, 每辆UGV在决策时采用基于粒子滤波的概率模型动态更新当前预测速度, 以降低运动不确定性的影响. 以UAV传输数据为基础, UGV动态推演所有尚未访问UGV可能做出的任务调整, 综合决策自身方案. 该方法动态消解潜在的全局任务冲突, 提高任务整体执行效能.

(4) 仿真实验结果表明本文所提出的任务规划方法相比于其他先进的对比算法计算更优的UGV任务方案, 并取得更短的MPDA任务完成时间.

2 相关工作

2.1 MPDA问题

目前已有许多研究致力于MPDA问题的建模与求解, 并取得了丰富成果. Xin等人[8]首次给出了MPDA任务模型的定义, 并提出一种分布式运动规划算法求解机器人在该类任务中的无碰撞路径. Du等人[9]提出一种分布式拍卖算法实现满意的MPDA任务分配. Chen等人[10]针对森林灭火任务, 设计了一种基于全局信息的多智能体动态任务分配策略. 尽管上述方法能够快速求解MPDA问题, 但通常假设机器人的运动参数已知[11], 难以适用于存在不确定性的系统.

除了上述反应式协同策略外, 现有研究多采用元启发式方法获得机器人在任务点之间转移的全局优化方案. Gao等人[12]提出一种自适应协同蚁群算法求解MPDA问题, 并设计了一种基于信息素的修复机制提升解的质量. 在此基础上, 他们将MPDA问题拓展至动态任务场景, 并提出一种遗传规划超启发式算法用于生成机器人的规划方案[13]. Shen等人[14]针对具有任务优先级约束的MPDA问题, 设计了一种多策略遗传

算法. Lu等人[15]使用自适应大邻域搜索框架生成MPDA问题的可行解, 并通过可变长度编码压缩解空间的规模. 然而, 上述方法在实际应用中存在计算代价高的问题, 其计算时间通常随着机器人数量和任务规模的增加而快速增长[16], 限制了其在实际场景中的适用性.

当前MPDA问题的研究主要集中于UGV运动参数可知的小规模任务场景. 而在面向大规模任务, 并考虑UGV运动不确定性的情形下, 现有方法难以提供有效的任务规划方案.

2.2　空地协同

空地协同是指UAV和UGV通过信息共享合作完成特定任务目标. 通过发挥UAV和UGV在感知能力, 机动性等方面的互补优势, 空地协同系统能够胜任诸如环境监测[17], 数据采集[18]和应急响应[19]等一系列复杂危险的任务. 根据UAV与UGV在任务中承担角色的差异, 两者之间衍生出多种协作模式[20,21]. 其中, 一类典型的任务模式为UAV充当空中移动基站为UGV提供通信服务, 而UGV作为执行单元完成具体任务.

许多研究致力于探讨UAV在空地协同系统中作为通信中继的任务规划问题. Ding等人[22]提出一种文化基因算法, 用于在信使机制空地协同系统中生成UAV遍历多辆运动参数已知的UGV的飞行路径. Fu等人[23]提出一种三维导航算法用于UAV辅助的移动机器人众包感知, 其中UAV规划最小能耗路径采集机器人传感器数据. Qian等人[24]提出一种基于蒙特卡罗树搜索的路径规划策略, 为UAV辅助的地面移动用户计算任务卸载服务提供支持. Eskandari等人[25]提出一种结合Benders分解和顺序凸规划的自主导航算法, 用于UAV为多辆移动车辆提供空中视距通信服务. 本文此前的研究工作聚焦于城市环境中信使UAV访问多辆运动不确定UGV的路径规划问题, 提出一种鲁棒访问策略用来生成UAV前往每辆UGV的最短路径[26]. 上述研究多集中于规划UAV的飞行轨迹以实现最优的通信效率[27], 而未考虑与地面UGV的联合目标进行协同优化.

此外, 亦有部分研究关注UAV作为辅助通信设备参与的空地联合任务规划问题. Lu等人[28]提出一种融合轨迹规划和通信设计的算法应用于空地协同应急通信系统, 其中通过多智能体深度强化学习协同优化UAV和地面用户的策略. Li等人[29]基于两种启发式策略优化UAV和UGV的数据采集路径, 并提出一种策略选择算法最小化任务完成时间. Li等人[30]提出一种协同策略应用于空地协同监视, 其中强化学习算法用于指导UGV的信息轨迹规划, 模型预测控制方法则用于生成UAV为UGV传输测量数据的参考轨迹. 尽管上述方法在优化UAV与UGV的协同策略方面取得一定成效, 但均在建模中对UGV的任务模式进行了简化[31], 因此难以推广至更复杂且具一般性的实际应用场景.

在现有UAV为UGV提供通信服务的任务规划问题研究中, 普遍侧重于UAV的飞行轨迹优化或空地协同通信系统的设计, 往往在不同程度简化了UGV的任务模式. 相比之下, 本文聚焦于多点动态集结这一复杂任务背景下的空地协同规划决策问题.借助UAV辅助范式, 实现UGV大范围异步协同.

在UAV与UGV协同执行大范围MPDA任务的过程中, UGV的决策受UAV传递信息延迟的影响; 同时, 由于UGV运动的不确定性, UAV传递信息的过程亦具有不确定性. 现有任务规划方法通常假设UGV的运动参数已知并且UGV之间可以直接通信, 以此获得UGV一致性的任务方案. 在面对上述挑战时, 这些方法缺少对于其他UGV必要的行动预测, 无法消除潜在的任务冲突, 并保证UGV决策过程的有效性.

3　问题描述和预备知识

本节首先对MPDA任务的关键要素进行刻画, 然后建立信使UAV指导的多UGV任务规划问题模型. 图1展示了一个灾后救援场景, 其中UAV作为信使为6辆

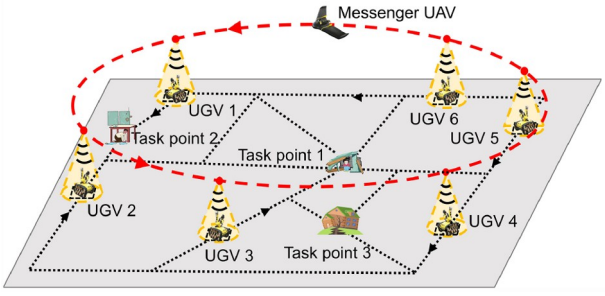


图 1　(网络版彩图)在灾后救援场景中6辆UGV执行3个救援任务

Figure 1　(Color online) Six UGVs performing three rescue missions in a post-disaster scenario.

UGV传递信息. 每辆UGV沿着道路网行驶, 在3个救援任务点之间转移直至完成所有任务.

本文研究的空地协同系统是多架UAV和多辆UGV协作完成MPDA任务的典型应用. 该系统涉及的任务规划问题可进一步拓展至更复杂和一般化的任务场景.

3.1 MPDA任务模型

智能体执行的一类任务点分散, 状态动态变化的大范围任务(例如森林灭火或灾后救援)可建模为多点动态集结任务. 假设各任务点均位于道路网节点上, 满足:

$$P_i^T \in V, i \in T^S = \{1,2,...,N_T\}, \tag{1}$$

其中, P_i^T表示任务点i的位置, V表示由道路网节点构成的集合, T^S表示由任务点索引构成的集合, N_T表示任务点数量.

各任务点的状态通常遵循一定的变化规律, 例如线性规律[12]或指数规律[8]. 为更准确刻画紧急任务情境下任务状态快速恶化的特征, 本文采用指数规律对任务状态变化进行建模:

$$S_i(t) = S_{i,0}\mathrm{e}^{\alpha_i t}, i \in T^S, \tag{2}$$

其中, $S_i(t)$表示任务点i在t时刻的状态, $S_{i,0}$表示任务点i的初始状态, α_i表示任务点i的状态变化率.

假设智能体具有完成特定任务的能力, 并能使相应任务点的状态产生期望变化. 一旦任务点状态低于预设值ε, 则将其标记为已完成状态. 此时, 所有参与该任务的智能体离开当前任务点, 转而前往其他任务点继续执行任务. 当多个智能体共同执行一个任务时, 对应能力值将累加, 从而加快任务完成进度. 具体而言, 当多个智能体共同执行任务i时, 任务点i的状态变化可表示为

$$S_i(t) = \begin{cases} S_{i,0}\mathrm{e}^{\alpha_i t}, & t \in \left[0, t_{\tau_1}\right), \\ S_i(t_{\tau_1})\mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \beta_{\tau_1}\right)\left(t - t_{\tau_1}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_1}, t_{\tau_2}\right), \\ \vdots & \vdots \\ S_i(t_{\tau_\varsigma})\mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \sum_{j=1}^{\varsigma}\beta_{\tau_j}\right)\left(t - t_{\tau_\varsigma}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_\varsigma}, t_{i,e}\right], \end{cases} \tag{3}$$

其中, ς表示执行任务i的智能体数量, τ_j表示第j个执行任务i的智能体索引, β_{τ_j}表示智能体τ_j的能力值, t_{τ_j}表示智能体τ_j开始执行任务i的时刻, $t_{i,e}$表示任务i的结束时间. 为保证任务能够顺利完成, 假设对于任意任务点i, $\alpha_i \leqslant \sum_{j=1}^{\varsigma}\beta_{\tau_j}$, 即所有参与执行该任务的智能体通过合作可以完成该任务.

3.2 任务执行单元

3.2.1 信使UAV

一架快速移动的固定翼UAV作为信使为UGV提供间接通信. 假设信使UAV的飞行高度H固定, 其在二维平面的运动学可由Dubins模型表征:

$$\begin{cases} \dot{x}^A = v^A\cos(h^A), \\ \dot{y}^A = v^A\sin(h^A), \\ \dot{h}^A = \dfrac{v^A}{r_{\min}}u^A, u^A \in [-1,1], \end{cases} \tag{4}$$

其中, x^A和y^A表示UAV的位置坐标, v^A表示UAV的飞行速度, h^A表示UAV的朝向角, $r_{\min}$表示UAV的最小转弯半径, u^A表示控制输入. 特别地, UAV在二维平面的运动状态由Dubins构型: $w = (P^A, h^A) = (x^A, y^A, h^A)$表示.

3.2.2 UGV

本文聚焦于UGV的任务规划问题, 忽略其复杂的动力学特性并将其建模为质点. 在给定起始点和目标点的情况下, UGV行驶的最短路径可通过A*算法获得. 在实际中, UGV通常无法按照与UAV约定的速度行驶由于运动不确定性. 为刻画这一特性, 假设UGV的速度为服从未知分布的随机变量, 其真实速度通常满足如下的边界约束:

$$v_{j,real}^G \in \left[v_{j,\min}^G, v_{j,\max}^G\right], j \in I = \left\{1,2,...,N_G\right\}, \tag{5}$$

其中, $v_{j,real}^G$表示UGVj的真实速度, $v_{j,\min}^G$表示UGVj的最小速度, $v_{j,\max}^G$表示UGVj的最大速度, I表示由UGV索引构成的集合, N_G表示UGV数量.

由于城市建筑物遮挡, UGV的通信范围受到限制, 在二维平面内可近似表示为具有有限半径的通信圆[27]. 考虑到信使UAV与UGV之间通信传输的数据量很小(主要包括各UGV的任务方案与运动参数), 且系

统通信带宽充足, 假设UAV与UGV之间的通信可瞬时完成, 并且满足如下的范围约束:

$$d(P^A, P_j^G(t_j^r)) \leqslant r_{j,com}^G,\ j \in I, \tag{6}$$

其中, t_j^r表示UAV与UGV j建立通信的时刻, $P_j^G(t_j^r)$表示UGV j在t_j^r时刻的位置, $d(\cdot)$表示欧氏距离函数, $r_{j,com}^G$表示UAV与UGV j的通信距离.

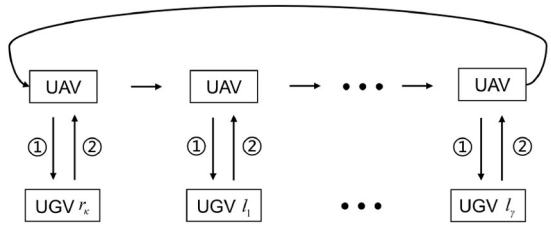
3.2.3　UAV与UGV的协作关系

在大范围MPDA任务中, UAV凭借其机动性和灵活性, 可在UGV之间提供间接通信, 实现UGV的异步协同. 整个空地协同系统的决策架构如图2所示, 其中κ和γ分别表示当前周期UAV已访问和待访问的UGV数量, r_κ表示当前周期UAV已访问的第κ辆UGV, l_γ表示当前周期UAV待访问的第γ辆UGV. 在决策架构中, UAV动态规划前往所有待访问UGV的访问顺序, 并按该次序规划路径飞往下一辆UGV进行数据传输. 每辆UGV在接收到UAV传递的信息后开展决策, 并将决策更新的数据回传给UAV, 以保证信息在UAV传递过程的时效性. 随后, UAV依据更新的信息重新规划访问顺序, 重复上述过程, 直至MPDA任务全部完成.

3.3　道路网

在城市环境中, 各UGV沿道路网行驶. 道路网可抽象为无向图$G_R = (V, E_d)$, 其中$V = \{v_1, v_2, ..., v_N\}$表示道路网节点的集合, N表示道路网节点的数量; $E_d = \left\{e_{ij} \mid i,j \in \{1,2,...,N\}\right\}$表示道路网边的集合. UGV在任务过程中应始终满足如下的位置约束:

$$P_j^G(t) \in G_R, j \in I. \tag{7}$$



UAV: Information transmission　UGV: Decision-making & Task execution

①: The observed speed of the UAV to the current UGV, the time, task plan, path, predicted speed, and actual position of the UAV's most recent visit to other UGVs.

②: The updated task plan, path, predicted speed, and meeting time and location with the UAV for the current UGV.

图 2　信使机制空地协同系统的决策架构

Figure 2　Decision architecture of air-ground coordination system with messenger mechanism.

3.4　信使UAV指导的MPDA任务规划问题模型

根据前述任务组成要素, 本小节对信使UAV指导的MPDA任务规划问题进行建模.

假设存在N_G辆UGV在N_T个任务点之间执行MPDA任务. 信使UAV周期性遍历这N_G辆UGV进行数据传输. 根据UAV传递信息的顺序, 每辆被访问的UGV自主开展异步决策, 动态更新自身的任务方案和行驶路径. 任务规划的目标是, 通过优化UAV对UGV的访问顺序$\mathcal{Q}$, 各UGV的任务方案$X_1, X_2, ..., X_{N_G}$, 以及各UGV的行驶路径$R_1, R_2, ..., R_{N_G}$, 使所有任务点状态低于预设值的时间最短. 具体而言, 该任务规划问题可建模为

$$\min_{\mathcal{Q}, \forall X_j \in \mathcal{X}, \forall R_j \in \mathcal{R}} \left\{ \max_{i \in T^S} (t_{i,e}) \right\}, \tag{8}$$

$$s.t. S_i(t) = \begin{cases} S_{i,0} \mathrm{e}^{\alpha_i t}, & t \in \left[0, t_{\tau_1}\right), \\ S_i(t_{\tau_1}) \mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \beta_{\tau_1}\right)\left(t - t_{\tau_1}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_1}, t_{\tau_2}\right), \\ \vdots & \vdots \\ S_i(t_{\tau_\varsigma}) \mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \sum_{j=1}^{\varsigma} \beta_{\tau_j}\right)\left(t - t_{\tau_\varsigma}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_\varsigma}, t_{i,e}\right], \end{cases}$$

$$\forall i \in T^S,$$

$$t_{i,e} = \min\left\{t \middle| S_i(t) \leqslant \varepsilon\right\}, \forall i \in T^S,$$

$$\begin{cases} \dot{x}^A = v^A \cos(h^A), \\ \dot{y}^A = v^A \sin(h^A), \\ \dot{h}^A = \dfrac{v^A}{r_{\min}} u^A, u^A \in [-1, 1], \end{cases}$$

$$P_j^G(t) \in G_R, \forall j \in I,$$

$$v_{j,real}^G \in \left[v_{j,\min}^G, v_{j,\max}^G\right], \forall j \in I,$$

$$d(P^A, P_j^G(t_j^r)) \leqslant r_{j,com}^G, \forall j \in I,$$

其中, X_j表示UGV j的任务方案, R_j表示UGV j的行驶路径, $\mathcal{X}$表示UGV任务方案的集合, $\mathcal{R}$表示UGV行驶路径的集合, $\max\left\{t_{i,e}\right\}$表示最大完工时间, 由最晚结束

的任务点所对应的完成时间决定. 为避免UGV在不同任务点之间重复运动, 假设UGV完成一个任务之后才能前往下一个任务点.

在任务规划过程中, 后决策的UGV可通过信使UAV传递的信息获知前序已被访问UGV的任务方案, 并将其作为先验条件展开决策. 因此, 不同UGV面临的任务规划问题具有差异性. 特别地, 对于当前周期UAV访问的第$j(j \leqslant \kappa)$辆UGV而言, 其任务规划问题可表示为

$$\min_{X_{r_j}, R_{r_j}} \left\{ \max_{i \in T^S} (t_{i,e} \left| X_{r_1}, ..., X_{r_{j-1}}, R_{r_1}, ..., R_{r_{j-1}} \right.) \right\}, \tag{9}$$

$$s.t.\, S_i(t) = \begin{cases} S_{i,0} \mathrm{e}^{\alpha_i t}, & t \in \left[0, t_{\tau_1}\right), \\ S_i(t_{\tau_1}) \mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \beta_{\tau_1}\right)\left(t - t_{\tau_1}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_1}, t_{\tau_2}\right), \\ \vdots & \vdots \\ S_i(t_{\tau_\varsigma}) \mathrm{e}^{\left(\alpha_i - \sum_{j=1}^{\varsigma} \beta_{\tau_j}\right)\left(t - t_{\tau_\varsigma}\right)}, & t \in \left[t_{\tau_\varsigma}, t_{i,e}\right], \end{cases}$$

$$\forall i \in T^S,$$

$$t_{i,e} = \min\left\{ t \left| S_i(t) \leqslant \varepsilon \right. \right\}, \forall i \in T^S,$$

$$P_{r_j}^G(t) \in G_R,$$

$$v_{r_j,real}^G \in \left[v_{r_j,\min}^G, v_{r_j,\max}^G \right],$$

$$d(P^A, P_{r_j}^G(t_{r_j}^r)) \leqslant r_{r_j,com}^G.$$

问题(8)是一个混合变量优化问题并且可以归结为一类异构机器人多任务多阶段动态联合调度问题. 求解该问题的主要挑战在于:

(1) UGV需随任务状态变化动态调整任务方案;

(2) 决策变量之间存在复杂耦合关系, 例如UAV的访问顺序决定着UGV的决策顺序, 直接影响UGV的任务方案和行驶路径, 而每辆UGV的任务方案和行驶路径受其他UGV任务方案和行驶路径的约束;

(3) UGV运动的不确定性导致UAV需要动态搜索UGV, 并造成UGV决策参考信息隐含不确定性, 从而破坏任务原有的时序逻辑, 进而引发任务冲突或协同失败.

4 信使UAV指导的UGV分布式顺序决策机制

在大范围MPDA任务中, 信使UAV与UGV信息交互的频率越高越有助于提高UGV之间的协同效率. 但这不可避免地增加UAV与UGV之间的通信代价. 为降低这一代价, 本节提出一种信使UAV指导的UGV分布式顺序决策机制. 该机制在减少UAV与UGV通信频次的同时, 实现UGV全局无冲突的任务分配.

在构建的UGV分布式顺序决策机制中, UGV的决策顺序依赖于信使UAV的访问顺序. 在每次UGV决策发生前, UAV分析当前MPDA任务完成状态, 并以尽可能缩短任务完成时间为目标确定下一辆访问的UGV. 一旦选定当前需要访问的UGV, UAV便飞临该UGV的有效通信范围与该UGV进行信息交互. 在通信过程中, UAV将相关决策信息传递给当前UGV, 包括对其的观测数据以及最近一次访问其他UGV时收集的运动参数和任务方案. 当前UGV据此开展决策. 决策流程如下所示.

(1) 基于UAV传递的观测数据, 更新当前UGV的预测速度.

(2) 根据从UAV接收的其他UGV的运动参数以及通信延迟时间, 对其他UGV的运动状态进行补偿.

(3) 以UAV传递的已访问UGV的任务方案作为先验信息, 决策剩余所有待访问UGV的任务方案. 此时, 当前UGV任务规划的目标将从问题(9)改写为

$$\min_{X_{l_1}, ..., X_{l_\gamma}, R_{l_1}, ..., R_{l_\gamma}} \left\{ \max_{i \in T^S} (t_{i,e} \left| X_{r_1}, ..., X_{r_\kappa}, R_{r_1}, ..., R_{r_\kappa} \right.) \right\}, \tag{10}$$

并保持其他约束条件不变.

(4) 从规划的方案中取出自身方案执行, 并将该方案连同自身的运动参数一并回传给UAV.

上述UAV访问顺序的确定以及UGV的决策过程迭代进行, 直至MPDA任务最终完成.

5 信使UAV指导的UGV分布式任务规划方法

基于信使UAV指导的UGV分布式顺序决策机制, 在本节中, 首先设计一种基于关键路径的方法, 用于确定UAV对UGV的访问顺序. 其次, 提出一种启发式算法, 用于快速构造UGV的初始MPDA任务方案. 最后, 提出顺序决策框架下的UGV分布式协同策略. 随着MPDA任务状态变化, 逐次动态更新各UGV的任务方案, 以消解潜在的任务冲突.

5.1　基于关键路径的UAV定序方法

信使UAV对UGV的访问顺序影响UGV之间的协同效率. 关键路径是指MPDA任务中从开始到结束耗时最长的任务序列[32]. 优化关键路径上的UGV活动能够有效缩短MPDA的任务的完成时间. 基于此, UAV应优先访问在关键路径上出现次数最多的UGV. 在该思想的指导下, 本小节提出基于关键路径的UAV定序方法.

5.1.1　任务调度图构建

在MPDA任务中, UGV在任务点之间的转移路径可用任务调度图表征. 任务调度图中包含一系列具有逻辑关系的活动和事件. 事件用于描述在特定时间节点上任务的完成状态, 例如事件1可表示任务2已完成. 活动则表示UGV前往任务点并执行任务的过程. 多辆UGV之间可能包含相同的活动, 例如当UGV 1的任务方案为3→1→2→4, UGV 2的任务方案为1→2→5时, 两者均包含完成任务1之后执行任务2的活动.

为完善任务流程, 添加虚拟事件b_0和b_{M+1}到任务调度图中分别表示任务的起始和结束两种状态. 此时, 任务调度图可抽象为一幅有向无环图$G_T=(A,E_v)$, 其中$E_v=\{b_0,b_1,...,b_M,b_{M+1}\}$表示事件节点的集合, b_i表示事件i, M表示事件的数量. $A=\left\{a_{ij}\,\middle|\, i,j\in\{0,1,...,M+1\}\right\}$为边集合, a_{ij}表示在事件i发生后, UGV执行任务j的活动. 任务调度图的构建流程如下所示:

(1) 添加虚拟事件b_0和b_{M+1};

(2) 根据所有UGV的任务方案X_1, X_2, ..., X_{N_G}, 列出全部事件b_1, b_2, ..., b_M, 所有活动$a_{ij}, i,j\in\{0,1,...,M+1\}$, 以及各活动的持续时间;

(3) 删除不同UGV之间重复的活动和事件;

(4) 基于活动之间的逻辑依赖关系, 采用Kahn算法对所有活动进行拓扑排序[33];

(5) 根据步骤(4)中获得的拓扑序列构建任务调度图.

任务调度图描述了不同UGV在任务点之间的转移路径. 通过分析调度图中影响任务完成时间的重要活动序列并加以调整, 有助于缩短任务周期.

5.1.2　关键路径生成

关键路径是由一系列关键活动构成的任务序列. 关键活动是指不存在任何时间裕度, 必须严格按计划完成的活动. 延迟关键活动将影响整个MPDA任务的完成时间. 因此计算关键路径的核心在于寻找任务调度图中存在的关键活动. 关键活动的计算过程如下所示.

(1) 前向计算: 根据任务调度图, 从前往后计算各事件的最早开始时间T_{EES}:

$$T_{EES}(b_j)=\max_{a_{ij}\in\Omega_j^r}\left\{T_{EES}(b_i)+T_D(a_{ij})\right\},\tag{11}$$

其中, Ω_j^r表示在G_T中所有以b_j为终点的边集合, $T_D(a_{ij})$表示活动a_{ij}的持续时间. 特别地, b_0的最早开始时间为0, 即$T_{EES}(b_0)=0$.

(2) 逆向计算: 根据任务调度图, 从后往前计算各事件的最晚开始时间T_{ELS}:

$$T_{ELS}(b_i)=\min_{a_{ij}\in\Omega_i^c}\left\{T_{ELS}(b_j)-T_D(a_{ij})\right\},\tag{12}$$

其中, Ω_i^c表示在G_T中所有以b_i为起点的边集合, 特别地, $T_{ELS}(b_{M+1})=T_{EES}(b_{M+1})=T_{end}$, 其中$T_{end}$表示MPDA任务的结束时间.

(3) 计算每项活动的浮动时间T_F. T_F描述在不影响整个MPDA任务进度的前提下, 活动可允许推迟的时间裕度, 可表示为

$$T_F(a_{ij})=T_{ALS}(a_{ij})-T_{AES}(a_{ij}),\tag{13}$$

其中, $T_{ALS}(a_{ij})$表示活动a_{ij}的最晚开始时间, $T_{AES}(a_{ij})$表示活动a_{ij}的最早开始时间.

根据事件和活动之间的关联性, 可以得到$T_{AES}(a_{ij})=T_{EES}(b_i)$和$T_{ALS}(a_{ij})=T_{ELS}(b_j)-T_D(a_{ij})$. 进一步地, 式(13)可改写为

$$T_F(a_{ij})=T_{ELS}(b_j)-T_{EES}(b_i)-T_D(a_{ij}).\tag{14}$$

(4) 寻找关键活动. 关键活动的浮动时间应满足如下等式:

$$T_F(a_{ij})=0.\tag{15}$$

特别地, 对于任何不满足式(15)的活动均称为非关键活动.

根据式(15), 可找到UGV在执行MPDA任务过程中所涉及的各项关键活动. 进一步地, 关键路径由所有关键活动依序构成. 需要特别指出的是, 在MPDA任务中可能存在多条关键路径. 这是由于多辆具有不同的任务方案的UGV共同参与完成最后一个任务所致.

5.1.3 访问顺序确定

根据5.1.2节计算的关键路径, 可进一步统计各UGV任务方案中包含的关键活动数量, 并据此确定UAV对待访问UGV的访问顺序. 具体而言, 分为以下两种情形.

(1) 当存在待访问UGV的任务方案中包含关键活动时, 根据各UGV任务方案中关键活动的数量对它们进行排序, UAV优先访问关键活动数量最多的UGV.

(2) 当所有待访问UGV的任务方案中均不包含关键活动时, 计算各UGV任务方案中所有非关键活动的总浮动时间:

$$T_{NC} = \sum T_F(a_{ij}), a_{ij} \in \Omega^f, \tag{16}$$

其中, Ω_f表示UGV任务方案中非关键活动的集合. 通过对各UGV对应T_{NC}进行排序, UAV优先访问该值最小的UGV.

为适应任务点状态和UGV位置的动态变化, 本文进一步设计了一种在线启发式的UAV任务规划方法. 该方法基于滚动时域优化思想, 动态求解UAV对各UGV的访问顺序和访问路径.

(1) 在任意给定时刻, UAV根据当前所有UGV的任务方案构建任务调度图, 并根据各待访问UGV任务方案中包含的关键活动数量确定对它们的访问顺序.

(2) 根据上述访问顺序, 采用本文此前工作提出的鲁棒路径规划方法计算UAV飞往下一辆UGV的路径[26]. 该算法的伪代码如算法1所示, 通过定义鲁棒邻域和鲁棒走廊(第4行和第8行), 并设计基于梯度的访问位置优化方法与基于采样的搜索策略, 实现对具有运动不确定性UGV的鲁棒访问(第6行和第9行).

(3) 重复步骤(1)和步骤(2), 当UAV完成当前周期内对所有UGV的访问后, 将所有UGV重新标记为未访问状态, 并开始下一个周期的访问, 直至MPDA任务结束.

算法1: 信使UAV访问UGV j的鲁棒路径规划算法

输入: UAV当前的状态(P_{cur}^A, h_{cur}^A), UAV最近一次访问UGV j时UGV j的真实位置$P_{j,met}^G$, UAV最近一次访问UGV j的时间$t_j^A, v_{j,\min}^G, v_{j,\max}^G, R_j$.

输出: UAV对UGV最优的访问位置P_e^A和朝向角h_e^A.

1: 根据$P_{j,met}^G, v_{j,\min}^G$和$v_{j,\max}^G$, 计算UAV从$(P_{cur}^A, h_{cur}^A)$出发再访UGV j的最小时间间隔$\Delta t_{\min}$和最大时间间隔$\Delta t_{\max}$.

2: $P_{\min} \leftarrow P_j^G(t_j^A + \Delta t_{\min}), P_{\max} \leftarrow P_j^G(t_j^A + \Delta t_{\max})$.

3: 确定UGV j在时间段$[t_j^A + \Delta t_{\min}, t_j^A + \Delta t_{\max}]$沿$R_j$行驶途径的道路网节点$w_k, \forall k \in \{1, 2, ..., N\}$.

4: 根据$P_{\min}, P_{\max}$和$w_k, \forall k \in \{1, 2, ..., N\}$, 确定鲁棒邻域$S_r$.

5: **if** $S_r \neq \varnothing$ **then**

6: 使用基于梯度的方法优化UAV在S_r边界上与UGV j的相遇位置P_e^A和朝向角h_e^A.

7: **else**

8: 根据$P_{\min}, P_{\max}$和$w_k, \forall k \in \{1, 2, ..., N\}$, 确定鲁棒走廊$C_r$.

9: 使用基于采样的搜索策略计算UAV沿C_r搜索UGV j的最短路径, 并存储相遇位置P_e^A和朝向角h_e^A.

10: **end if**

5.2 UGV初始MPDA启发式解的构造

在MPDA任务的初始阶段, 各UGV的初始任务方案由指挥中心统一发布. 本小节提出一种用于指挥中心快速生成MPDA初始解的启发式算法.

5.2.1 价值函数设计

UGV适合执行哪项任务由价值函数评估. 价值函数反映UGV对任务状态变化施加的影响. 在定义价值函数之前, 首先给出影响值的概念.

当UGV加入某项任务的执行队列时, 可能导致任务点状态下降$\left(\alpha_i \leqslant \sum \beta_j\right)$或变化更加平缓$\left(\alpha_i > \sum \beta_j\right)$. 具体情形如图3(a)和(b)所示, 其中虚线表示UGV参与任务前该任务点状态的变化曲线, 实线表示UGV参与任务后该任务点状态的变化曲线. 现定义两条曲线之间的间隙面积Φ作为UGV执行该任务时对该任务的影响值. Φ描述了UGV对任务状态的累积影响.

以UGV k执行任务i为例, 给出Φ的计算方法. 假设

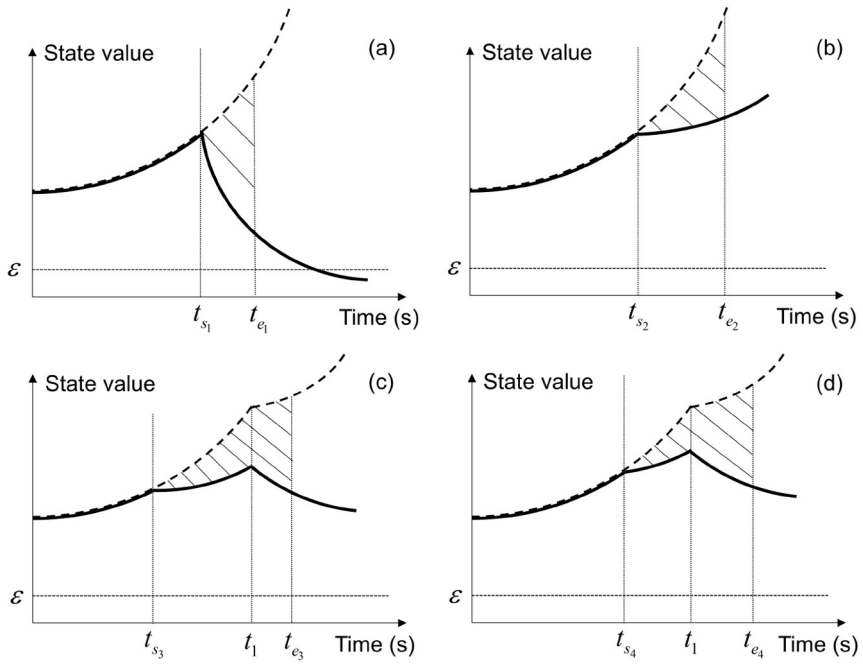


图 3　(网络版彩图)不同情形下的价值函数. (a)和(b)表示在Φ相同的情况下, UGV能力值对任务状态变化的影响, 其中(a)为$\alpha_i <= \beta$, (b)为$\alpha_i > \beta$; (c)和(d)表示在Φ相同的情况下, UGV到达任务点时间对任务状态变化的影响, 其中(c)中UGV到达任务点的时间早于(d) 的情形

Figure 3　(Color online) Value functions under different cases. (a) and (b) illustrate the impact of UGV capability values on task state changes under the same Φ, where (a) corresponds to $\alpha_i <= \beta$ and (b) corresponds to $\alpha_i > \beta$. (c) and (d) illustrate the impact of UGV arrival time at the task point on task state changes under the same Φ, where in (c) the UGV arrives earlier than in (d).

初始条件下任务i的状态变化方程为

$$\varphi_0(t) = \mathrm{e}^{\alpha_i t}. \tag{17}$$

在UGVk到达任务点i之前, UGVj已经在执行任务i. 假设UGVj到达任务点i的时刻为t_j, 此时任务点i的状态变化方程为

$$\varphi_1(t) = \mathrm{e}^{\alpha_i t-\beta_j(t-t_j)}, t \geqslant t_j. \tag{18}$$

在$t = t_k\left(t_k > t_j\right)$时刻, UGV$k$开始执行任务$i$. 此时任务点$i$的状态变化方程为

$$\varphi_2(t) = \varphi_1(t_k)\mathrm{e}^{(\alpha_i-\beta_j-\beta_k)(t-t_k)}, t \geqslant t_k. \tag{19}$$

UGVk对任务i的影响值为

$$\Phi(i,k) = \int_{t_k}^{t_{i,e}}(\varphi_2-\varphi_1)\mathrm{d}t. \tag{20}$$

令$\Phi(i,k)$为一个常数, 积分上界$t_{i,e}$可轻易得到. 现定义UGVk执行任务i的价值函数为

$$f_k(i) = \frac{1}{t_{i,e}}. \tag{21}$$

$f_k(i)$越大意味着UGVk对任务i的影响越大. 该函数综合考虑任务点状态, UGV到任务点的时间, UGV的固有能力以及UGV的任务方案等多方面因素. 现从以下两种情形讨论$f_k(i)$设计的合理性:

(1) 在其他条件一致的情况下, 能力值越大的UGV更适合执行任务. 如图3(a)和(b)所示, UGV 1和UGV 2在相同时刻到达任务点$i\left(t_{s_1} = t_{s_2}\right)$. 在$\Phi$相同的情况下, $t_{e_1} < t_{e_2}$, $f_1(i) > f_2(i)$. 此时, 任务i应优先分配给UGV 1.

(2) 在其他条件一致的情况下, 更早抵达任务点的UGV更适合执行任务. 如图3(c)和(d)所示, UGV 3到达任务点i的时间为t_{s_3}, UGV 4到达任务点i的时间为t_{s_4}, 其中$t_{s_3} < t_{s_4}$. 在Φ相同的情况下, $t_{e_3} < t_{e_4}$, $f_3(i) > f_4(i)$. 若选择UGV 3执行任务i, 则该任务点状态可以更早低于ε. 因此, 任务i应优先分配给UGV 3.

5.2.2　启发式解的构造

对于MPDA这类动态响应的任务, 启发式算法可通过一系列基于计算经验构造的规则, 快速生成问题

的近似最优解. 具体而言, 采用启发式算法构造MPDA问题解的流程如下所示:

(1) 初始化每个任务的UGV联盟列表$C_i=\varnothing$, $\forall i=1,2,...,N_T$.

(2) 计算每辆UGV执行每个任务的收益, 并从中选出价值最高的任务i^*和最适合执行该任务的UGVj^*:

$$[i^*,j^*]=\underset{i,j}{\operatorname{argmax}} f_j(i). \tag{22}$$

最后将UGVj^*加入任务i^*的联盟C_{i^*}中.

(3) 若$\alpha_{i^*}>\beta_{j^*}$, 组建任务i^*的联盟C_{i^*}. 计算UGV$j(j\in I\backslash j^*)$与UGVj^*协同执行任务i^*的收益$f_j(i^*)$. 根据$f_1(i^*)$, $f_2(i^*)$, ..., $f_{N_G}(i^*)$的大小对UGV进行降序排序, 所得UGV序列为$s_1, s_2, ..., s_{N_G}$. 从中选择前k辆UGV, 使得

$$\beta_{j^*}+\sum_{i=1}^{k}\beta_{s_i}\geqslant\alpha_{i^*}. \tag{23}$$

最后将选中的所有UGV加入C_{i^*}, 此时$C_{i^*}=\{j^*,s_1,s_2,...,s_k\}$.

(4) 若$\alpha_{i^*}\leqslant\beta_{j^*}$, 为避免长尾现象(即任务在临近结束时消耗的时间过长, 如图4所示, 尽管φ_2的状态变化率比φ_1的状态变化率仅提升了0.1, 但任务完成时间却缩短了2.55 s), 进一步扩充任务i^*的联盟C_{i^*}. 对每辆尚未加入C_{i^*}的UGVj, 计算其与C_{i^*}内UGV协同完成任务i^*的时间$t_{C_{i^*}}^{j}$. 假设UGVj参与任务i^*前, 该任务原计划的完成时间为$T_{C_{i^*}}$. 若$t_{C_{i^*}}^{j}<T_{C_{i^*}}$, 则将UGV$j$加入$C_{i^*}$

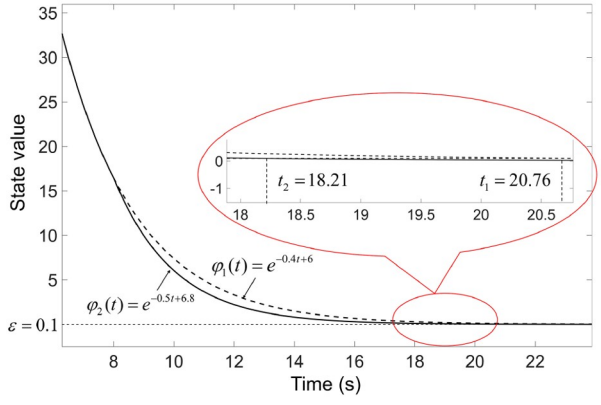


图 4 (网络版彩图) MPDA任务中的长尾现象

Figure 4 (Color online) Long-tail phenomenon in MPDA tasks.

的候选列表. 最后, 从候选列表中选出对应$t_{C_{i^*}}^{j}$取值最小的UGV$j_{\min}$, 并计算

$$\rho(j_{\min})=\frac{T_{C_{i^*}}-t_{C_{i^*}}^{j_{\min}}}{T_{C_{i^*}}},j_{\min}\in I\backslash C_{i^*}, \tag{24}$$

为避免联盟过冗余造成的资源浪费, 仅当$\rho(j_{\min})$大于预设阈值ρ_{thd}时, 才将UGV$j_{\min}$加入C_{i^*}. 循环上述过程, 直至不再有新的UGV满足加入条件.

(5) 重复步骤(2)~(4), 直到所有任务分配完成.

(6) 动态调整已形成的任务联盟. 预分配结束后, 计算空闲UGV参与当前未完成任务的收益. UGV选择价值最大的任务继续执行, 直到MPDA任务结束.

(7) 生成各UGV最终的任务方案, 并据此计算它们在各任务点之间的转移路径.

在完成UGV初始任务分配后, 各UGV按照既定方案执行任务.

5.3 顺序决策框架下的UGV分布式协同策略

为实现顺序决策框架下各UGV间的无冲突异步协同, 本小节提出一种信使UAV指导的UGV分布式协同策略.

5.3.1 基于粒子滤波的UGV运动概率预测模型

由UGV未知速度变化而引入的运动不确定性为UAV路径规划与UGV顺序决策均带来严峻挑战. 粒子滤波算法通过随机采样近似状态的后验概率分布[34]. 该算法不对系统做出任何强制假设, 能够预测服从未知概率分布的UGV速度. 利用粒子滤波算法更新UGVj预测速度的具体流程如下所示.

(1) 初始化粒子分布. 当$t=0$时, 在$[v_{j,\min}^{G},v_{j,\max}^{G}]$内均匀采样生成$N_p$个初始粒子$x_0^1, x_0^2, ..., x_0^{N_p}$. 当$t>0$时, 粒子初始化公式为

$$x_t^i=\hat{x}_{t-1}^i,i\in\{1,2,...,N_p\}. \tag{25}$$

(2) 初始化粒子权重. 当$t=0$时, 每个粒子的权重w_t^i初始化为

$$w_0^i=\frac{1}{N_p},i\in\{1,2,...,N_p\}. \tag{26}$$

当$t>0$时, 粒子权重初始化公式为

$$w_t^i = \hat{w}_{t-1}^i, i \in \{1,2,...,N_p\}. \tag{27}$$

(3) 更新粒子权重. 根据当前时刻的观测数据更新每个粒子的权重:

$$w_t^i = w_t^i p(z_{j,t} \mid x_t^i), \tag{28}$$

其中, $z_{j,t}$表示t时刻UAV对UGV j的观测速度, $p(z_{j,t} \mid x_t^i)$表示观测似然概率密度:

$$p(z_{j,t} \mid x_t^i) = \frac{1}{\sigma_r\sqrt{2\pi}} \mathrm{e}^{-\frac{(z_{j,t}-x_t^i)^2}{2\sigma_r^2}}, \tag{29}$$

其中, σ_r表示测量噪声的标准差.

然后对粒子权重进行归一化:

$$w_t^i = \frac{w_t^i}{\sum_{k=1}^{N_p} w_t^k}. \tag{30}$$

(4) 为避免粒子退化现象, 对粒子进行重采样[35]. 该过程依据粒子重要性大小重构粒子集合. 每次选择过程根据随机数位于累积分布的位置替换原集合中的粒子. 具体来说, 在第l次选择过程中, 挑选原集合粒子x_t^m进入新集合作为$\hat{x}_t^l$的条件为

$$Q_t^{m-1} < u_t^l \leqslant Q_t^m, l \in \{1,2,...,N_p\}, \tag{31}$$

其中, u_t^l表示第l次选择过程生成的随机数. Q_t^m表示累积分布, 可表达为

$$Q_t^m = \sum_{k=1}^{m} w_t^k. \tag{32}$$

最后, 粒子权重按照步骤(2)重置. 重置后的粒子权重为$\hat{w}_t^i = 1/N_p, i = 1,2,...,N_p$. 重采样之后的粒子$\hat{x}_t^1$, $\hat{x}_t^2$, ..., $\hat{x}_t^{N_p}$保持独立同分布.

(5) 生成新的预测速度. 预测速度为粒子加权平均之后的结果:

$$v_{j,pred}^G = \sum_{i=1}^{N_p} \hat{w}_t^i \hat{x}_t^i. \tag{33}$$

粒子滤波速度预测模型由各UGV独立维护. 在接收到UAV传输的数据后, UGV利用该模型更新其预测速度, 并将该预测速度连同更新后的任务方案一并回传给UAV. 直到下一次访问之前, UAV保持该预测速度不变, 并将其传递给其他待访问的UGV.

5.3.2 顺序决策框架下的UGV分布式任务规划

随着任务状态的动态演化, UGV应根据UAV传递的信息重新规划自身的任务方案. 本小节提出一种分布式协同策略, 用来实现对MPDA任务的动态响应. 在$t = t_j^A$时刻, UGV j的决策过程如下所示.

(1) 根据UAV传递的信息, 初始化以下参数:

a) UAV最近一次访问各UGV的时间$T_A = \{t_1^A, t_2^A, ..., t_{N_G}^A\}$;

b) UAV最近一次访问各UGV时它们的真实位置$P_M^G = \{P_{1,met}^G, P_{2,met}^G, ..., P_{N_G,met}^G\}$;

c) UAV最近一次访问各UGV时它们的预测速度$V_G = \{v_{1,pred}^G(t_1^A), v_{2,pred}^G(t_2^A), ..., v_{N_G,pred}^G(t_{N_G}^A)\}$;

d) UAV最近一次访问各UGV时它们的任务方案$\mathcal{X} = \{X_1(t_1^A), X_2(t_2^A), ..., X_{N_G}(t_{N_G}^A)\}$;

e) UAV最近一次访问各UGV时它们的行驶路径$\mathcal{R} = \{R_1(t_1^A), R_2(t_2^A), ..., R_{N_G}(t_{N_G}^A)\}$.

(2) 补偿UAV传递信息中的时延. 根据T_A, V_G, P_M^G和$\mathcal{R}$, 计算$t = t_j^A$时刻各UGV在道路网中的位置:

$$P_i^G(t_j^A) = \begin{cases} P_{i,real}^G(t_j^A), & \text{if } i = j, \\ P_{i,pred}^G(t_j^A), & \text{otherwise}, \end{cases} \tag{34}$$

其中, $P_{i,pred}^G$表示UGVi的预测位置. $P_{i,real}^G$表示UGVi的真实位置, 可根据UGVi与UAV在相遇时刻$t_{i,e}^G$的相遇位置$P_{i,met}^G$直接获得.

(3) 统计已完成任务.

a) 对于当前周期已访问的UGVr_1, r_2, ..., r_κ(不包括UGV j), 判断X_{r_1}, X_{r_2}, ..., X_{r_κ}中涉及的所有任务, 是否能够按照期望时间完成(即仅依靠时间段$(0, t_j^A]$内参与该任务的UGV, 即可在不晚于任务预计完成时间的情况下完成任务). 若判断可以完成, 则将这些任务加入已完成任务列表T^C中.

b) 对于当前周期待访问的UGV l_1, l_2, ..., l_γ, 根据X_{l_i}和$P_{l_i}^G(t_j^A)$, 统计每辆UGV当前已完成的任务, 并将这些任务添加至T^C中, 其中, $l_i \in I \backslash R_G$, R_G表示当前周期已访问UGV的索引集合.

接下来将未完成任务列表$T^R = T^S \setminus T^C$中的任务重新分配给当前周期尚待访问的所有UGV.

(4) 计算当前周期各待访问UGV执行T^R中每个任务的收益, 并从中选出价值最高的任务i^*和最适合执行该任务的UGVj^*:

$$[i^*, j^*] = \arg\max_{i,j} f_j(i), i \in T^R, j \in I \setminus R_G. \tag{35}$$

若已有η辆UGV选中任务i^*(即正在执行或可在期望时间内完成该任务), 则将UGV$o_1, o_2, ..., o_\eta$加入C_{i^*}, 并令$\mathcal{B} = \sum_{k=1}^{\eta} \beta_{o_k}$, 其中$o_k$表示第$k$辆选中任务$i^*$的UGV索引. 否则, 将UGV$j^*$加入$C_{i^*}$, 并令$\mathcal{B} = \beta_{j^*}$.

(5) 若$\mathcal{B} < \alpha_{i^*}$, 计算UGV$j (j \in I \setminus R_G$且$j \notin C_{i^*})$与$C_{i^*}$内UGV协同执行任务$i^*$的收益$f_j(i^*)$. 根据$f_1(i^*), f_2(i^*), ..., f_{n_R}(i^*)$的大小对UGV降序排序, 所得UGV序列为$s_1, s_2, ..., s_{n_R}$, 其中$n_R$表示当前周期所有尚未在$C_{i^*}$内的待访问UGV数量. 选择前$k$辆UGV, 使得

$$\beta_{j^*} + \sum_{i=1}^{k} \beta_{s_i} \geqslant \alpha_{i^*}. \tag{36}$$

最后将选中的所有UGV加入C_{i^*}.

(6) 若$\mathcal{B} \geqslant \alpha_{i^*}$, 扩充任务$i^*$的联盟$C_{i^*}$. 对每辆UGV$j$ $(j \in I \setminus R_G$且$j \notin C_{i^*})$, 计算其与C_{i^*}内UGV协同完成任务i^*的时间$t^j_{C_{i^*}}$. 若$t^j_{C_{i^*}} < T_{C_{i^*}}$, 则将UGV$j$加入$C_{i^*}$的候选列表. 最后, 从该候选列表中选出对应$t^j_{C_{i^*}}$最小的UGV$j_{\min}$计算$\rho(j_{\min})$. 若$\rho(j_{\min}) > \rho_{thd}$, 则将UGV$j_{\min}$加入$C_{i^*}$. 循环上述过程, 直至不再有新的UGV满足加入条件.

(7) 重复步骤(4)~(6), 直到T^R中的所有任务分配完成.

(8) 动态调整已形成的任务联盟. 计算当前周期所有待访问UGV中空闲的UGV参与其他未完成任务的收益. UGV选择价值最大的任务继续执行, 直到MPDA任务结束.

(9) 生成各待访问UGV更新后的任务方案, 并据此规划它们在任务点之间的转移路径.

特别地, 假设在$t = t_j^A$时刻UGVj正在执行任务$i (i \neq i^*)$, 在计算收益$f_j(i^*)$时, 应综合考虑UGVj完成当前任务i后再执行任务i^*的总任务完成时间.

UGVj的任务规划流程如算法2所示. 算法运行之初, 第1~4行利用信使UAV传递的数据更新UGVj的预测速度, 计算$t = t_j^A$时刻各UGV的位置, 以及建立当前未完成任务列表T^R. 若T^R非空, 则进入算法主循环(第6~22行). 在主循环中, 将T^R中的所有任务在当前周期所有待访问的UGV之间进行分配. 具体而言, 第7行选择当前价值最高的任务i^*以及最适合执行该任务的UGVj^*. 第8~12行初步构建任务联盟C_{i^*}. 第14和15行进一步完善C_{i^*}, 以确保任务i^*能够顺利完成. 第17~20行引入冗余的UGV扩展C_{i^*}, 以消除长尾现象. 重复上述过程, 直至T^R为空. 最后, 第23行分配空闲UGV继续执行未完成任务, 进一步完善任务方案.

5.4 整体算法流程

整体算法的伪代码和流程图分别如算法3和图5所示. 首先进行初始化工作, 包括均匀采样随机粒子, 以及通过5.2节提出的启发式方法, 记为*MPDAH*, 生成所有UGV的初始任务方案和行驶路径. 随后进入主循环. 在主循环中, 首先通过5.1节提出的基于关键路径的UAV定序方法, 记为*CriticalPM*, 确定UAV对待访问UGV的访问顺序. 然后采用此前工作提出的鲁棒路径规划算法[26], 记为*RobustPP*, 规划UAV飞往下一辆UGV的路径. 随后, UAV按照该路径飞往目标UGV进行数据传输. 在此过程中, 每辆UGV持续检测是否接收到UAV传递的新信息. 若未接收到新信息, 则UGV继续沿原定路径行驶(第11~13行). 否则, UGV依据此信息开展决策(第14~16行). 决策过程如算法2所示. 当完成决策后, UGV将更新后的自身方案以及其他相关数据回传给UAV(第17行). UAV在接收到回传数据后, 继续确定下一辆待访问UGV并规划路径飞往它开始新一轮的决策. 重复第7~24行, 直到所有任务都已完成或达到最大迭代次数, 算法结束返回UAV对UGV的访问顺序以及所有UGV最终的MPDA任务方案和行驶路径.

对照算法3的计算复杂度分析如表1所示. 从表中可以看出, 算法3的整体计算复杂度可近似表示为

$$O(N_{\max} \cdot (N_p + N_G^{2.2} + N_G N_T^2 + N_T N_G \log(N_G) + N_T N_G^2)).$$

6 实验结果

本节通过仿真实验对所提出的算法进行评估. 首

算法2: 每辆UGV $j \in I$在$t = t_j^A (t_j^A > 0)$时刻的任务规划算法

输入: 粒子滤波器$\mathcal{PF}_j$, UGV j与UAV当前相遇的位置$P_{j,e}^G, z_{j,t}, T^A, P_M^G, V_G, \mathcal{X}, \mathcal{R}, \alpha_i, \forall i \in T^S, \beta_j, \forall j \in I, R_G$.

输出: X_j, R_j和$v_{j,pred}^G$.

1: 使用$\mathcal{PF}_j$和$z_{j,t}$更新$v_{j,pred}^G$.

2: 根据T^A, V_G, P_M^G和$\mathcal{R}$, 计算每辆UGV$i \in I \setminus j$在$t = t_j^A$时刻的预测位置$P_{i,pred}^G$.

3: $P_j^G(t_j^A) \leftarrow P_{j,e}^G$, $P_i^G(t_j^A) \leftarrow P_{i,pred}^G, \forall i \in I \setminus j$.

4: 根据$\mathcal{X}, R_G$和$P_i^G, \forall i \in I$, 计算已完成任务列表T^C, 并令$T^R = T^S \setminus T^C$.

5: 初始化$C_{i^*} = \varnothing, \forall i \in T^R$.

6: **repeat**

7: $[i^*, j^*] \leftarrow \underset{i,j}{\operatorname{argmax}} f_j(i), i \in T^R, j \in I \setminus R_G$.

8: **if** UGVo_1, o_2, ..., o_η已经选中任务i^* **then**

9: $C_{i^*} \leftarrow \{o_1, o_2, ..., o_\eta\}$, 并令$\mathcal{B} = \sum_{k=1}^{\eta} \beta_{o_k}$.

10: **else**

11: $C_{i^*} \leftarrow \{j^*\}$, 并令$\mathcal{B} = \beta_{j^*}$.

12: **end if**

13: **if** $\mathcal{B} < \alpha_{i^*}$ **then**

14: 按照$f_j(i^*)$的取值从大到小对所有UGV$j \in I \setminus R_G$且$j \notin C_{i^*}$排序, 产生序列$s_1, s_2, ..., s_{n_R}$.

15: $C_{i^*} \leftarrow C_{i^*} \cup \{s_1, s_2, ..., s_k\}$, **其中**$k \leqslant n_R$.

16: **else**

17: 对每辆UGV$j \in I \setminus R_G$且$j \notin C_{i^*}$计算$t_{C_{i^*}}^j$. 若$t_{C_{i^*}}^j < T_{C_{i^*}}$, 则将UGV$j$加入$C_{i^*}$的候选列表. 最后从该列表中选出对应$t_{C_{i^*}}^j$最小的UGV$j_{\min}$.

18: **if** $\rho(j_{\min}) = (T_{C_{i^*}} - t_{C_{i^*}}^{j_{\min}}) / T_{C_{i^*}} > \rho_{thd}$ **then**

19: $C_{i^*} \leftarrow C_{i^*} \cup \{j_{\min}\}$.

20: **end if**

21: **end if**

22: **until** $T^R = \varnothing$

23: 分配未完成任务给空闲UGV, 最后生成所有待访问UGV的任务方案和路径.

算法3: 顺序决策框架下的多UGV分布式任务规划算法

输入: $P_i^T, S_{i,0}, \alpha_i, \forall i \in T^S, P_j^G(0), \beta_j, \forall j \in I, N_{\max}$.

输出: UAV的访问顺序$\mathcal{Q}$, UGV的任务方案$\mathcal{X}$和路径$\mathcal{R}$.

1: 初始化每辆UGV $j \in I$的粒子滤波器$\mathcal{PF}_j$: $x_i^0 \sim \mathcal{U}(v_{j,\min}^G, v_{j,\max}^G)$, $w_0^i = 1/N_p, \forall i \in \{1, 2, ..., N_p\}$.

2: $v_{j,pred}^G = \sum_{i=1}^{N_p} w_0^i x_0^i, \forall j \in I$, $V_G = \{v_{1,pred}^G, v_{2,pred}^G, ..., v_{N_G,pred}^G\}$.

3: $P_{j,met}^G \leftarrow P_j^G(0), \forall j \in I$, $P_M^G = \{P_{1,met}^G, P_{2,met}^G, ..., P_{N_G,met}^G\}$.

4: $t_j^A = 0, \forall j \in I$, $T_A = \{t_1^A, t_2^A, ..., t_{N_G}^A\}$.

5: $[\mathcal{X}, \mathcal{R}] \leftarrow MPDAH(\alpha_i, P_i^T, S_{i,0}, \beta_j, P_{j,0}^G, v_{j,pred}^G), \forall i \in T^S, \forall j \in I$.

6: $N_{iter} = 0$, $T^R = T^S$, $R_G = \varnothing$.

7: **repeat**

8: UAV使用*CriticalPM*确定下一辆访问UGV的索引.

9: UAV使用*RobustPP*计算到下一辆UGV的路径并沿着该路径飞行直到与该UGV相遇.

10: **for** 每辆UGV $j \in I$并行操作 **do**

11: **while** 没有接收到UAV的信息 **do**

12: UGVj继续按照之前规划的路径行驶.

13: **end while**

14: UGVj接收从UAV传递的$\mathcal{X}, \mathcal{R}, z_{j,t}, V_G, P_M^G, T^A$.

15: $P_{j,met}^G \leftarrow P_{j,e}^G$, $t_j^A \leftarrow t_{j,e}^G$.

16: UGVj使用算法2更新X_j, R_j和$v_{j,pred}^G$.

17: UGVj回传$X_j, R_j, v_{j,pred}^G, t_j^A$和$P_{j,met}^G$给UAV.

18: UAV更新$\mathcal{X}, \mathcal{R}, V_G, P_M^G, T^A$.

19: $R_G \leftarrow R_G \cup \{j\}$, $\mathcal{Q} \leftarrow \mathcal{Q} \cup \{j\}$, $N_{iter} = N_{iter} + 1$.

20: **if** $length(R_G) == N_G$ **then**

21: $R_G = \varnothing$.

22: **end if**

23: **end for**

24: **until** $T^R = \varnothing$或者$N_{iter} \geqslant N_{\max}$.

先, 介绍实验的具体设置; 其次, 通过典型算例直观展示算法的性能表现; 最后, 采用不同规模的随机算例对算法的可扩展性进行测试.

6.1 实验设置

6.1.1 对比算法

两种先进的顺序决策方法用来和本文提出的分布

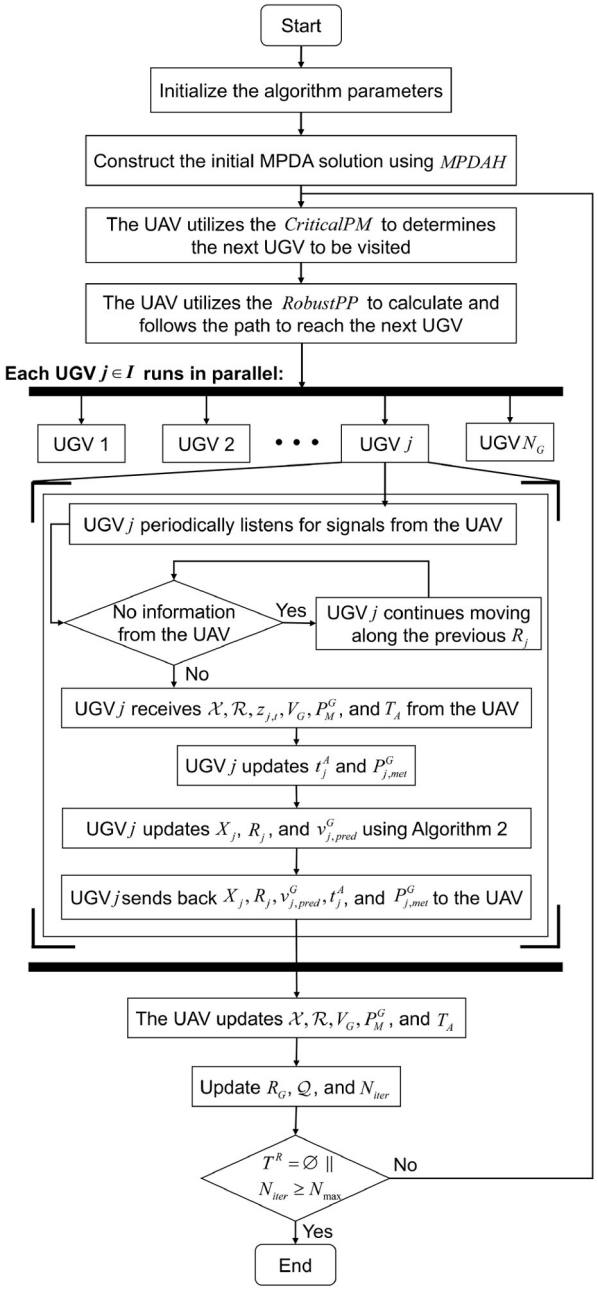


图 5 整体算法流程图

Figure 5 Overall algorithm flowchart.

式顺序规划算法(distributed sequential decision making, DSDM)进行对比.

(1) 基于通信的顺序规划算法(sequential planning with communication, SPC): 该算法由Zhu等人[36]提出, 其中每个智能体依次规划轨迹, 同时规避已决策智能体在当前周期的轨迹以及未决策智能体在上一周期的轨迹. 该算法适用于复杂动态环境下的多机器人导航任务, 能够实现多机器人之间的有效协同避障. 鉴于该算法与本研究的相似性, 因此选作对比基准.

(2) 分布式贪婪算法(distributed greedy algorithm, DGA): 该算法由Sung等人[37]提出, 其中每个智能体依次选择最大化观测目标数量的运动基元. 已决策智能体选择的目标将从候选集中移除, 未决策智能体从剩余目标中继续进行选择. 该算法应用于多机器人移动目标跟踪, 在通信受限条件下可获得近似最优的分配方案. 该算法基于顺序决策框架设计, 且在任务分配策略上与本研究具有相似性, 因此选作对比基准.

在上述两类对比算法中, UGV的决策顺序由最近邻方法确定. UAV的飞行路径则根据本文此前工作提出的鲁棒路径规划方法计算. 所有算法的参数设置如表2所示. 所有算法均部署于MATLAB 2021b. 所有实验在一台配置有Intel Core (TM) i9-12900H 2.5 GHz 处理器和16 GB内存的计算机上完成.

表 1 算法3的时间复杂度

Table 1 Time complexity of Algorithm 3

Number of lines	Description	Time complexity
Line 5	*MPDAH*	$O(N_G N_T^2 + N_T N_G \cdot \log(N_G) + N_T N_G^2)$
Lines 7~24	Main loop	$O(N_{\max})$
The core steps in the main loop		
Line 8	*CriticalPM*	$O(N_G N_T)$
Line 9	*RobustPP*	$O(N_G^{2.2})$
Line 16	Algorithm 2	$O(N_p + N_G N_T^2 + N_T \cdot N_G \log(N_G) + N_T N_G^2)$

6.1.2 实验数据

本文使用仿真数据生成典型算例和随机算例来评估算法的性能. 为更全面地测试算法的性能, 引入难度系数λ用以刻画不同算例的难易程度:

$$\lambda = \frac{\overline{n}_E}{\overline{n}_T}, \tag{37}$$

其中, $\overline{n}_E$表示完成每个任务平均所需的UGV数量, $\overline{n}_T$表示平均可分配给每个任务的UGV数量. 特别地, 当$\lambda = 1$时, $\overline{n}_E = \overline{n}_T$. 每个任务恰好分配完成任务所需

表 2　所有算法的参数配置

Table 2　Parameter settings of all algorithms

Symbols	Description	Settings
N_p	Number of particles	10
σ_r	Standard deviation of measurement noise	0.4
$N_{\max}$	Maximum number of iterations	2000
ρ_{thd}	Threshold for expanding task coalitions	0.25
ε	Task point state preset threshold	10^{-5}

最少的UGV数量. 当$\lambda > 1$时, 每个任务至少需要额外引入一辆UGV协助才能完成. 当$\lambda > 2$时, 每个任务至少需要额外引入任务所需UGV数量一倍以上的UGV才能完成. 额外引入的UGV需在完成预分配任务后才能执行其他任务. 因此其数量越多, 任务调度越复杂. 为测试算法在不同任务复杂度下的适应性, 现将算例划分为简单($\lambda \in (0, 1]$), 中等($\lambda \in (1, 2]$)和困难($\lambda > 2$)三个难度级别. 后续所有算例均依据此系数构建. 算例参数配置基于TEKEVER AR5固定翼UAV[1)]以及Intelligent UGV[2)], 其中$v^A = 25$ m/s, $r_{\min} = 100$ m, $v^G_{j,real} \in [1, 6]$ m/s, $r^G_{j,com} = 200$ m, $\forall j = 1, 2, ..., N_G$, $(P^A_0, h^A_0) = (0, 0, \pi/2)$.

(1) 典型算例: 为直观展现和分析算法性能, 本文创建了两组典型算例, 其中每组算例均包含3辆UGV沿相同的道路网前往3个任务点执行任务. 这两组算例分别命名为R1和R2. R1属于简单级别的算例, 其中每辆UGV均具有独立完成各个任务的能力. R2属于困难级别的算例, 每个任务均需要至少2辆UGV协同完成.

(2) 随机算例: 为测试算法的可拓展性, 本文生成小、中、大三种不同规模的随机算例. 算例规模的增大通常带来任务完成时间和规划难度的提升. 特别地, 当$N_G > 20$时, MPDA任务的完成时间将超过10^6 s. 这对于任务调度和UGV的续航能力而言均极具挑战性. 因此, 在小、中、大三种规模的随机算例中, 分别设置N_G为5, 10和20. 所有算例均采用随机生成的道路网地图, 随机生成的UGV能力值, 速度分布(包括真实速度以及预测速度), 初始位置, 以及随机生成的任务点位置, 初始状态和状态变化率. 算例标记为N_G-N_T-*Le*, 其中*Le*∈{easy, medium, hard}表示算例的难度级别.

6.1.3　评价指标

评价基于两项指标: MPDA任务完成时间T^M和UGV每次决策的计算时间T^V. 由于粒子滤波算法的随机特性, 所有算法计算的T^M和T^V均通过20次重复实验得到的平均值和标准差进行. 特别地, 采用Wilcoxon秩和检验比较DSDM相比于SPC和DGA的性能差异, 显著性阈值设为5%. 符号"+"、"="和"–"分别表示DSDM性能优于、近似于或劣于其他对比算法. DSDM, SPC和DGA生成任务方案的MPDA任务完成时间分别表示为T^M_{DSDM}, T^M_{SPC}和T^M_{DGA}. 特别地, T^M_{DSDM}, T^M_{SPC}和T^M_{DGA}的平均值分别表示为$\overline{T}^M_{DSDM}$, $\overline{T}^M_{SPC}$和$\overline{T}^M_{DGA}$. G_{DS}和G_{DD}分别表示$\overline{T}^M_{DSDM}$与$\overline{T}^M_{SPC}$以及$\overline{T}^M_{DSDM}$与$\overline{T}^M_{DGA}$之间的差距. DSDM, SPC和DGA中UGV每次决策的计算时间可分别表示为T^V_{DSDM}, T^V_{SPC}和T^V_{DGA}.

6.2　典型算例的对比实验

本小节创建两组典型算例直观展现算法的性能. 各算法对应R1和R2的任务规划结果如图6所示, 其中黄线、紫线和红线分别表示UGV 1, UGV 2和UGV 3的行驶路径. 在R1中, 任务点的状态变化率为α_1=0.1, α_2=0.1和α_3=0.03. 任务点的初始状态为$S_{1,0}$=0.1, $S_{2,0}$=1.0和$S_{3,0}$=0.01. UGV的能力值为β_1=0.12, β_2=0.11和β_3=0.13. R1中的各项任务均可由单辆UGV独立完成. 各算法对应R1的任务方案如表3所示. 在SPC的任务方案中, UGV 1优先执行距离较远的任务3. 在DGA的任务方案中, UGV 3在完成任务1后继续执行相对简单的任务3. 相比于DGA, 在DSDM的任务方案中, UGV 3在完成任务1后选择协助UGV 2执行更紧急的任务2. 各算法对应R1的计算结果如表4所示. T^M_{DSDM}更优于T^M_{SPC}和T^M_{DGA}. 相比于SPC和DGA短视地做

1) https://www.tekever.com/models/ar5/
2) https://www.bilibili.com/opus/582214419352018090

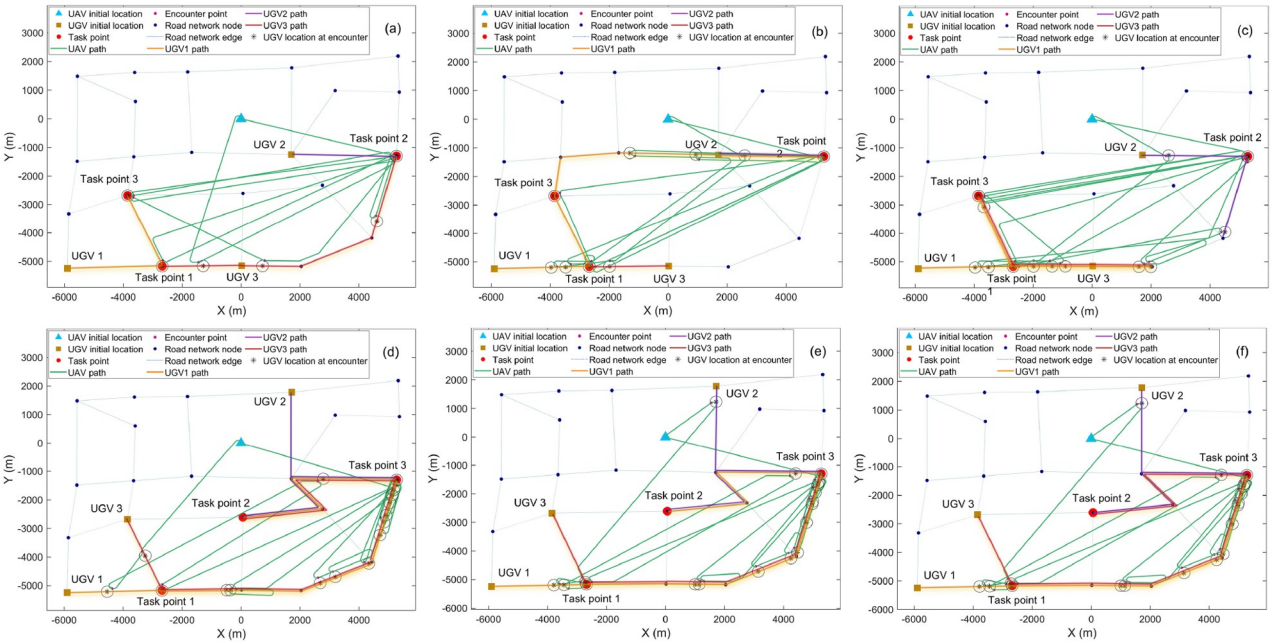


图 6 (网络版彩图)算法在典型算例R1和R2中的任务规划结果. (a), (b), (c)分别对应DSDM, SPC和DGA在R1中的任务规划结果. (d), (e), (f)分别对应DSDM, SPC和DGA在R2中的任务规划结果

Figure 6 (Color online) Task planning results of all test algorithms in R1 and R2. (a), (b), and (c) show the results of DSDM, SPC, and DGA in R1, respectively. (d), (e), and (f) illustrate the results of DSDM, SPC, and DGA in R2, respectively.

表 3 典型算例中各UGV的任务方案

Table 3 Task plans for each UGV in representative instances

Instances	UGV index	DSDM	SPC	DGA
R1	UGV 1	1→3	3→2	1→3
	UGV 2	2	2	2
	UGV 3	1→2	1	1→3
R2	UGV 1	1→3->2	1→3→2	1→3
	UGV 2	3→2	3→2	3→2
	UGV 3	1→3→2	1→3	1→3→2

表 4 算法在典型算例中的计算结果

Table 4 Computational results of all test algorithms in representative instances

Instances	DSDM		SPC		DGA	
	T^{M}_{DSDM} (Avg.±std., $\times10^3$ s)	T^{V}_{DSDM} (Avg. ±std., s)	T^{M}_{SPC} (Avg. ±std., $\times10^3$ s)	T^{V}_{SPC} (Avg. ±std., s)	T^{M}_{DGA} (Avg. ±std., $\times10^3$ s)	T^{V}_{DGA} (Avg.±std., s)
R1	3.55±0.39	0.0030±0.0033	4.73±0.04	0.0012±0.0011	18.43±0.00	0.0013±0.0013
R2	18.79±0.00	0.0026±0.0028	28.17±0.00	0.0012±0.0008	27.90±0.00	0.0015±0.0013

出当下最有利的决策, DSDM在任务规划过程中更全面地考虑所有待访问UGV可能的行动方案, 得到的规划结果也更加合理. 此外, DSDM采用基于关键路径的UAV定序方法优先访问对MPDA任务影响更大的

UGV, 相比于SPC和DGA采用的最近邻定序方法, 更有利于缩短MPDA任务的完成时间.

在R2中, 任务点的状态变化率为a_1=0.11, a_2=0.12和a_3=0.21. 任务点的初始状态为$S_{i,0}$=0.1, $i=1,2,3$. UGV的能力值为β_j=0.1, $j=1,2,3$. 在R2中, 任务1和任务2需要至少2辆UGV协同才能完成, 任务3则需要3辆UGV同时参与才能顺利完成. 各算法对应R2的任务方案和计算结果分别如表3和4所示. 相比于DSDM的任务方案, 在SPC任务方案中的UGV 3, 以及在DGA任务方案中的UGV 1, 均没有选择在完成任务3之后继续帮助其他UGV执行任务2. 这直接造成了T^M_{DGA}和T^M_{SPC}大于T^M_{DSDM}. 相比于R1, 各算法在R2中的T^M明显增大. 这是由于任务难度的提升导致每个任务所需的UGV数量增加, 而实际可分配的UGV资源有限, 从而不可避免地造成MPDA任务完成时间的增加. 但可以明显看出的是, 相对于SPC和DGA, DSDM仍然能够取得更优的任务方案, 使得UGV更快地完成MPDA任务.

6.3　不同规模随机算例的对比实验

本小节采用不同规模的随机算例来验证算法的性能. 实验结果如表5所示. 对于不同规模的随机算例, MPDA任务的完成时间随着算例规模的增加而不断增长. 然而, 无论算例规模如何, T^M_{DSDM}始终小于T^M_{SPC}和T^M_{DGA}. Wilcoxon秩和检验结果表明, 在9个算例中, DSDM在其中8个算例取得显著优于SPC的结果, 另1个算例与SPC结果相近. 同时, DSDM在全部9个算例表现均优于DGA. 这一优势主要得益于DSDM采用的分布式协同策略, 能够更准确地预测所有待访问UGV的规划方案, 从全局角度指导当前UGV做出更加合理的决策. 此外, 相比SPC和DGA采用的最近邻定序方法, DSDM采用的基于关键路径的UAV定序方法从MPDA任务完成角度出发确定UAV对UGV的访问顺序, 在一定程度上帮助提升UGV任务规划的质量. 在不同规模的算例中, T^V_{DSDM}略高于T^V_{SPC}和T^V_{DGA}, 这是因为DSDM在每辆UGV决策时花费更多的时间预测其他待访问UGV的任务方案. 然而, 即便是在最复杂的算例中, T^V_{DSDM}仍控制在0.04 s以内. 考虑到DSDM在不同规模算例结果的可靠性, 它仍然可部署于实际应用.

在相同规模的算例中, 随着任务难度的提升, UGV

表 5　算法在不同规模随机算例中的计算结果[a)]

Table 5　Computation results of all test algorithms in random instances with different scales

Instances	DSDM		SPC			DGA		
	T^M_{DSDM} (Avg.±std., $\times10^3$ s)	T^V_{DSDM} (Avg.±std., s)	T^M_{SPC}(Avg.±std., $\times10^3$ s)	T^V_{SPC} (Avg.±std., s)	G_{DS}	T^M_{DGA} (Avg.±std., $\times10^3$ s)	T^V_{DGA} (Avg.±std., s)	G_{DD}
Small-scale instances								
5-4-easy	1.75±0.00	0.0047±0.0047	2.08±0.00	0.0019±0.0017	0.18	3.61±0.20	0.0023±0.0020	1.05
5-8-medium	10.74±0.97	0.0127±0.0046	13.01±8.77	0.0018±0.0012	0.21	17.84±0.58	0.0030±0.0020	0.66
5-6-hard	25.41±0.00	0.0056±0.0030	548.70±0.00	0.0010±0.0003	20.59	421.55±117.05	0.0016±0.0006	15.59
Medium-scale instances								
10-10-easy	3.85±0.39	0.0113±0.0039	4.81±1.30	0.0023±0.0010	0.25	23.76±8.59	0.0018±0.0006	5.18
10-8-medium	11.35±0.16	0.0066±0.0032	28.19±4.67	0.0012±0.0004	1.48	46.68±14.36	0.0016±0.0004	3.11
10-6-hard	57.17±0.00	0.0104±0.0024	6581.25±0.00	0.0012±0.0002	114.13	4272.35±1610.26	0.0028±0.0012	73.74
Large-scale instances								
20-16-easy	4.31±0.08	0.0277±0.0037	4.40±0.17	0.0022±0.0003	0.02	22.10±8.26	0.0027±0.0009	4.13
20-12-medium	20.64±0.14	0.0137±0.0011	41.27±0.86	0.0015±0.0004	1.00	74.16±36.39	0.0018±0.0003	2.59
20-10-hard	56.43±1.54	0.0313±0.0035	19539.42±0.00	0.0016±0.0002	345.24	3408.37±2994.72	0.0019±0.0002	59.40
Wilcoxon rank sum test (+/=/–)	N/A		8/1/0			9/0/0		

a) N/A 表示不适用.

完成任务的时间逐渐增加. 然而, 无论任务属于哪种难度级别, T^M_{DSDM}都能够取得比T^M_{DGA}和T^M_{SPC}更优异的结果. 当任务难度为hard时, T^M_{DGA}和T^M_{SPC}的上升幅度异常明显, T^M_{DSDM}与T^M_{DGA}和T^M_{SPC}的差距进一步拉大. 特别地, 在20-10-hard这一算例中, G_{DS}和G_{DD}分别高达354.24和59.40. 当MPDA任务难度加大时, UGV在任务规划时考虑的调度流程更加复杂. 不论是SPC还是DGA, 采用的启发式方法均过度依赖已有方案做出决策, 难以拓展于此类复杂情形. 相比之下, DSDM通过合理利用信使UAV传递的信息, 在有限通信频次下准确预测所有待访问UGV的任务方案. 从而保证T^M_{DSDM}始终在合理范围内. 在所有hard算例中, DGA的性能开始反超SPC. 在任务分配复杂的情况下, DGA相比于SPC能够更快地调整各UGV的任务方案, 从而获得更优的规划结果. 此外, 在个别算例中T^M_{DSDM}的标准差为0, 说明算法在迭代过程中收敛至稳定的可行解, 无论UGV的预测速度由于粒子滤波的随机特性产生何种变化.

综合上述两组实验结果可知, 在不同规模及难度等级的算例中, DSDM均能够在可接受的计算时间内生成优于其他对比算法的决策方案, 显著缩短MPDA任务的完成时间, 从而保障UGV在通信频次受限的情况下更高效地完成MPDA任务.

7 结论

本文提出一种适用于异构无人系统空地协同的UGV分布式任务规划方法. 为降低大范围MPDA任务中信使UAV与UGV之间的通信代价, 建立信使UAV指导的UGV分布式顺序决策机制, 其中每辆UGV按照信使UAV传递信息的次序从全局冲突消解角度依次动态调整自身任务方案. 在该顺序决策框架下, 为缩短MPDA任务的完成时间, 提出一种基于关键路径的UAV定序方法确定UAV对UGV的访问顺序. 进一步地, 提出一种UGV分布式任务规划算法. 随着MPDA任务动态演化, 每辆UGV采用粒子滤波算法更新预测速度以降低运动不确定性的影响, 并通过一种启发式方法决策所有待访问UGV的任务方案, 实现全局的任务冲突消解. 多组仿真实验结果验证了本文所提出算法DSDM的优越性能. 相比于SPC和DGA, DSDM完成任务的速度平均提升了53.68倍和18.38倍, 充分体现了该算法在复杂任务调度场景中的应用潜力. 未来工作将在实际场景中部署本文所提出的算法.

参考文献

1 Zhao J X, Li W, Zhu J S, et al. Firefighting robot extinguishment decision-making based on visual guidance: A novel attention and scale U-Net model and genetic algorithm. J Field Robotics, 2025, 42: 1103–1124

2 Ghassemi P, Chowdhury S. Multi-robot task allocation in disaster response: Addressing dynamic tasks with deadlines and robots with range and payload constraints. Rob Auton Syst, 2022, 147: 103905

3 Cheng H, Yi J, Xia W, et al. Adaptive memetic algorithm with dual-level local search for cooperative route planning of multi-robot surveillance systems. Complex Syst Model Simul, 2024, 4: 210–221

4 Liang C Y, Luo X, Chen X D, et al. Route planning of truck and multi-drone rendezvous with available time window constraints of drones. Sci China Tech Sci, 2022, 65: 2190–2204

5 Kiss D A. A sampling-based approach to solve difficult path planning queries efficiently in narrow environments for autonomous ground vehicles. Unmanned Syst, 2025, 13: 663–688

6 Zhou Y, Jin Z Q, Shi H G, et al. Enhanced emergency communication services for post-disaster rescue: Multi-irs assisted air-ground integrated data collection. IEEE Trans Netw Sci Eng, 2022, 11: 4651–4664

7 Sherman P, Bezzo N. A heterogeneous system of systems framework for proactive path planning of a UAV-assisted UGV in uncertain environments. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Abu Dhabi, 2024. 13237–13244

8 Xin B, Zhu Y G, Ding Y L, et al. Coordinated motion planning of multiple robots in multi-point dynamic aggregation task. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA). Kathmandu, 2016. 933–938

9 Du X, Zhang J, Xin B, et al. Market-based task assignment for multi-point dynamic aggregation tasks. In: Proceedings of International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE). Auckland, 2018. 2164–2172

10 Chen J, Guo Y Q, Qiu Z F, et al. Multiagent dynamic task assignment based on forest fire point model. IEEE Trans Automat Sci Eng, 2021, 19: 833–849

11 Pan T Y, Verginis C K, Kavraki L E. Robust and safe task-driven planning and navigation for heterogeneous multi-robot teams with uncertain dynamics. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Abu Dhabi, 2024. 3482–3489

12 Gao G Q, Mei Y, Jia Y H, et al. Adaptive coordination ant colony optimization for multipoint dynamic aggregation. IEEE Trans Cybern, 2022, 52: 7362–7376

13 Gao G Q, Mei Y, Xin B, et al. Automated coordination strategy design using genetic programming for dynamic multipoint dynamic aggregation. IEEE Trans Cybern, 2022, 52: 13521–13535

14 Shen Y, Li H C. A multi-strategy genetic algorithm for solving multi-point dynamic aggregation problems with priority relationships of tasks. Electron Res Arch, 2024, 32: 445–472

15 Lu S, Xin B, Chen J, et al. An adaptive large neighborhood search for the multi-point dynamic aggregation problem. Control Theor Technol, 2024, 22: 360–378

16 Chakraa H, Guérin F, Leclercq E, et al. Optimization techniques for multi-robot task allocation problems: Review on the state-of-the-art. Rob Auton Syst, 2023, 168: 104492

17 Li S Q, Liu G Q, Li L, et al. A Review on air-ground coordination in mobile edge computing: Key technologies, applications and future directions. Tsinghua Sci Technol, 2024, 30: 1359–1386

18 Messaoudi K, Baz A, Sami Oubbati O, et al. UGV charging stations for UAV-assisted AoI-Aware data collection. IEEE Trans Cogn Commun Netw, 2024, 10: 2325–2343

19 Cui Z, Yang T, Wu X, et al. An air-ground coordinated sensing, relay and offloading for emergency disposal in ITS system. IEEE Trans Intell Transp Syst, 2023, 24: 13240–13249

20 Ding Y L, Xin B, Chen J. A review of recent advances in coordination between unmanned aerial and ground vehicles. Unmanned Syst, 2021, 09: 97–117

21 Chai R Q, Guo Y L, Zuo Z Y, et al. Cooperative motion planning and control for aerial-ground autonomous systems: Methods and applications. Prog Aerospace Sci, 2024, 146: 101005

22 Ding Y L, Xin B, Dou L H, et al. A memetic algorithm for curvature-constrained path planning of messenger UAV in air-ground coordination. IEEE Trans Automat Sci Eng, 2021, 19: 3735–3749

23 Fu L W, Zhao Z W, Min G Y, et al. Energy-efficient 3-D data collection for multi-UAV assisted mobile crowdsensing. IEEE Trans Comput, 2023, 72: 2025–2038

24 Qian Y W, Sheng K X, Ma C, et al. Path planning for the dynamic UAV-aided wireless systems using monte carlo tree search. IEEE Trans Veh Technol, 2022, 71: 6716–6721

25 Eskandari M, Savkin A. Trajectory planning for UAVs equipped with RISs to provide aerial LoS service for mobile nodes in 5G/optical wireless communication networks. IEEE Trans Veh Technol, 2023, 72: 8216–8221

26 Wang Y Y, Xin B, Ding Y L, et al. Online path planning of messenger UAV in air-ground coordination over urban areas. IEEE Trans Veh Technol, 2025, 74: 7135–7151

27 Fan J C, Chang X L, Mišić J, et al. Energy-constrained safe path planning for UAV-assisted data collection of mobile IoT devices. IEEE Internet Things J, 2024, 24: 39971–39983

28 Lu Z, Jia Z Y, Wu Q H, et al. Joint trajectory planning and communication design for multiple UAVs in intelligent collaborative air-ground communication systems. IEEE Internet Things J, 2024, 11: 31053–31067

29 Li Z J, Zhao W D, Liu C T. Completion time minimization for UAV-UGV-enabled data collection. Sensors, 2022, 22: 5839

30 Li Z, Guo Y L, Wang G, et al. Informative trajectory planning for air-ground cooperative monitoring of spatiotemporal fields. IEEE Trans Automat Sci Eng, 2024, 22: 2627–2638

31 Ding R, Xu Y, Gao F, et al. Trajectory design and access control for air-ground coordinated communications system with multiagent deep reinforcement learning. IEEE Internet Things J, 2021, 9: 5785–5798

32 Lu M, Li H. Resource-activity critical-path method for construction planning. J Constr Eng Manage, 2003, 129: 412–420

33 Kahn A B. Topological sorting of large networks. Commun ACM, 1962, 5: 558–562
34 Djuric P M, Kotecha J H, Zhang J Q, et al. Particle filtering. IEEE Signal Process Mag, 2003, 20: 19–38
35 Li T C, Bolic M, Djuric P M. Resampling methods for particle filtering: Classification, implementation, and strategies. IEEE Signal Process Mag, 2014, 32: 70–86
36 Zhu H, Alonso-Mora J. Chance-constrained collision avoidance for MAVs in dynamic environments. IEEE Robot Autom Lett, 2019, 4: 776–783
37 Sung Y, Budhiraja A K, Williams R K, et al. Distributed assignment with limited communication for multi-robot multi-target tracking. Auton Robot, 2020, 44: 57–73

Air-ground coordination task planning for heterogeneous unmanned systems in multi-point dynamic aggregation

WANG YuYang[1,2], XIN Bin[3,4], DING YuLong[1,2,5,6], HE Bin[1,2,5,6] & CHEN Jie[1,2,5,6]

[1] *Shanghai Research Institute for Intelligent Autonomous Systems, Tongji University, Shanghai 201210, China*
[2] *Frontiers Science Center for Intelligent Autonomous Systems, Ministry of Education, Shanghai 201210, China*
[3] *School of Automation, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*
[4] *National Key Lab of Autonomous Intelligent Unmanned Systems, Beijing 100081, China*
[5] *National Key Lab of Autonomous Intelligent Unmanned Systems, Shanghai 201210, China*
[6] *Department of Control Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China*

A class of large-scale tasks with dispersed locations and changing states exists in real-world scenarios, such as disaster response and forest firefighting. These tasks can be modeled as multi-point dynamic aggregation (MPDA) tasks. To minimize casualties and improve task execution efficiency, deploying unmanned ground vehicles (UGVs) for such tasks is an ideal solution. However, in large-scale MPDA tasks, direct communication among UGVs is often difficult. An unmanned aerial vehicle (UAV) can serve as a messenger, periodically visiting each UGV for data transmission. UGVs must leverage the UAV-transmitted information to make distributed decisions and collaborate in completing the MPDA task. The planning problem of UAV-UGV coordination for MPDA tasks can be modeled as a multi-task, multi-stage dynamic scheduling problem for heterogeneous robots. In this problem, the messenger UAV and UGVs have limited communication frequency, and the information transmitted by the UAV to the UGVs involves communication delays and uncertainties. As a result, existing task planning methods cannot resolve conflicts effectively and produce reasonable task allocations. To address this problem, we propose a UGV sequential decision-making mechanism tailored for messenger-based air-ground coordination. As the MPDA task dynamically evolves, each UGV sequentially updates its task plan from a global perspective based on the visiting sequence of the UAV to UGVs. Building upon this mechanism, we introduce a critical path-based UAV sequencing method. By prioritizing the UAV to visit the UGVs that appear most frequently on the critical path, this method effectively reduces the completion time of MPDA tasks. Furthermore, we propose a UGV distributed coordination strategy under the sequential decision-making framework. Each UGV updates its predicted speed using a particle filter-based probabilistic model and extrapolates the task plans of unvisited UGVs through a heuristic approach to mitigate potential global task conflicts caused by prediction errors. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm generates better task plans and achieves shorter MPDA task completion times than other state-of-the-art algorithms.

messenger UAV, multi-point dynamic aggregation, task planning, air-ground coordination, sequential decision-making

doi: 10.1360/SST-2025-0074