

doi:10.3969/j.issn.1003-3106.2024.10.018

引用格式:靳鹏,李健.基于改进合同网协议的多星分布式任务规划[J].无线电工程,2024,54(10):2434-2445.[JIN Peng, LI Jian. Multi-satellite Distributed Mission Planning Based on Improved Contract Network Protocol [J]. Radio Engineering, 2024, 54(10): 2434-2445.]

基于改进合同网协议的多星分布式任务规划

靳鹏^{1,2}, 李健^{1,2}

(1. 合肥工业大学 管理学院, 安徽 合肥 230009;

2. 合肥工业大学 过程优化与智能决策教育部重点实验室, 安徽 合肥 230009)

摘要:传统的集中式任务规划模式灵活性低、对中心节点的计算能力要求高,难以满足快速增长的观测需求。针对此问题,提出了一种分布式卫星任务规划方法。针对多星分布式任务规划问题,考虑合同网中招标者和投标者的目标差异,分别建立全局分配模型和局部规划模型;改进合同网协议,提出了多任务集中招标策略和任务组中标策略,并改进了评标策略以对重复规划任务进行合理分配;设计了基于改进遗传的修正合同网算法(Modified Contract Network Algorithm Based on Improved Genetics, MCNA-IG)用于求解问题;通过与Cplex和集中式任务规划算法(Centralized Mission Planning Algorithm, CMPA)对比验证了算法在观测收益率和规划耗时上的有效性。从任务完成率、观测收益率以及协商次数3个指标验证了改进合同网算法的合理性;在3种不同场景下验证了算法的稳定性。实验结果表明,算法适用于多星分布式任务规划问题。

关键词:任务规划;分布式卫星;多星任务规划;合同网

中图分类号: V57

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1003-3106(2024)10-2434-12

Multi-satellite Distributed Mission Planning Based on Improved Contract Network Protocol

JIN Peng^{1,2}, LI Jian^{1,2}

(1. School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Key Laboratory of Process Optimization and Intelligent Decision-making, Ministry of Education, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Traditional centralized mission planning model has limited flexibility and high computational requirements for the central node, making it difficult to meet the rapidly growing observation demands. To address this issue, a distributed satellite mission planning method is proposed. For multi-satellite distributed mission planning, considering the differences of objectives between bidders and tenderers in contract network, a global allocation model and a local planning model are established respectively. Then, the contract network protocol is improved by introducing a multi-mission centralized bidding strategy and a mission group winning strategy, as well as enhancing the evaluation strategy to allocate repeated planning missions rationally. Next, a Modified Contract Network Algorithm Based on Improved Genetics (MCNA-IG) is designed to solve the problem. Finally, the algorithm's effectiveness is verified by a comparison with Cplex and Centralized Mission Planning Algorithm (CMPA) in terms of observation yield and planning time. The rationality of the improved contract network algorithm is verified through three indicators, i. e. mission completion rate, observation yield, and number of negotiations. The stability of the algorithm is tested in three different scenarios. The numerical experimental results demonstrate that the algorithm is suitable for multi-satellite distributed mission planning.

Keywords: mission planning; distributed satellite; multi-satellite mission planning; contract network

0 引言

对地观测卫星通过使用光学传感器捕获地面图像,以满足用户的观测需求,已广泛应用于国防、资源勘探、灾害监测和气象预测等领域^[1-2]。卫星任

务规划作为对地观测卫星指挥控制中的关键技术,已成为一个重要研究方向。卫星任务规划问题是

收稿日期:2023-12-26

基金项目:国家自然科学基金(72071064)

Foundation Item: National Natural Science Foundation of China(72071064)

一个 NP-Hard 问题,即在满足卫星资源与任务之间的各类约束的基础上,给出卫星对任务的观测序列以及各任务的观测时间,使得目标函数尽可能的大(或小)^[3]。

目前,卫星任务规划模式主要分为集中式和分布式 2 种基本任务规划模式。然而,现有研究大多采用了集中式任务规划模式。传统的集中式任务规划过程由地面管控中心完成,高度依赖地面系统的命令,而地面站与卫星之间的通信时间有限^[4-5],难以满足卫星任务规划的时效性需求。随着卫星的载荷计算能力不断提升,星上处理能力不断增强,从而可以减少对地面站的依赖,实现卫星任务规划的自主化^[6-8]。文献[9-10]采用分支定界算法解决卫星任务规划问题。精确算法一般用于求解小规模问题,难以在有限时间内实现大规模问题的求解。因此,启发式算法被广泛应用于解决大规模问题。文献[11]提出了一种基于优先规则的启发式算法,能够快速生成规划方案。文献[12-13]设计了混合动态变异遗传算法,并提出了 2 种重规划技术以满足不同的任务需求。尽管集中式任务规划模式能利用全局信息得到高质量的规划方案,但是其对规划中心节点的计算能力要求高,且灵活性低。

与集中式任务规划模式相比,分布式任务规划模式更加灵活,具有可靠性高、容错性好、可重构、计算效率高等优点^[14-15]。分布式任务规划模式中的关键问题是如何进行星间协商以完成任务规划。合同网协议是一种经典协商机制^[16],在分布式系统的任务分配和调度中具有广泛的应用。文献[17]提出了一种包含任务预规划和任务重规划的两阶段任务规划方法,并将合同网协议用于任务重规划阶段。文献[18-19]将合同网协议用于解决多星分布式任务规划问题,但已中标任务的时间窗不可抢占,难以充分利用卫星资源。文献[20]引入了外包机制以优化已有规划方案,提高了卫星资源的利用率。文献[21-22]采用买卖合同、交换合同及置换合同 3 种类型合同进行多星任务分配。文献[23]提出了一种多维多智能体协作模型,采用任务聚类进行预处理,并提出了基于合同网协议的二次分配策略以提高观测收益。文献[24]将多星分布式任务规划问题转化为集覆盖问题,提出了基于合同网的严格启发式优化算法,但该算法只适用于中小规模的情

形。上述研究将合同网协议引入多星分布式任务规划问题,并进行改进,但仍然存在一些不足:①“单任务招标,单代理中标”模式下每轮协商仅分配一个任务且只有一个代理中标,造成协商效率低下、未中标代理计算资源浪费、大规模任务场景下通信量巨大等问题^[25];②都只建立一个全局模型,忽略了单星局部规划目标与全局规划目标可能存在差异;③大多仍遵循传统合同网中已规划任务不可调整的规定,后续招标任务可能与已规划任务存在时间窗冲突而无法规划,难以充分利用卫星的时间窗资源。

综合上述分析,针对多星分布式任务规划问题,本文首先建立全局分配模型和局部规划模型,全局分配模型的目标是完成多个从星之间重复规划任务的分配,局部规划模型的目标则是实现从星局部目标最优。其次,对传统合同网协议进行改进,提出了多任务集中招标策略和任务组中标策略,提高星间协商效率、避免计算资源浪费;允许从星在生成投标方案时对已规划任务进行调整以充分利用卫星资源;基于任务组中标策略将冲突消解引入评标过程中。然后,设计了基于改进遗传的修正合同网算法(Modified Contract Network Algorithm Based on Improved Genetics, MCNA-IG)用于多星分布式任务规划。最后,进行了仿真验证,实验结果表明 MCNA-IG 是有效的。

1 问题描述

多星分布式任务规划是指在满足在轨状态和任务相关约束的条件下,各星根据自身的能力独立地进行规划以生成局部规划方案,并通过协商调整局部规划方案,最终通过协作生成全局规划方案。基于合同网协议的多星分布式任务规划过程如图 1 所示,当一批待观测任务到达时,分布式卫星系统内采用合同网协议进行星间协商,接收到待观测任务的卫星作为主星,充当招标者,系统内的其他卫星作为从星对主星的招标进行响应,充当投标者。由主星向从星广播待观测任务信息发起招标,从星利用收到的招标任务信息独立地进行局部规划,生成各自的投标方案,并向主星发送投标方案,主星根据评标策略确定中标方案返还给各从星。最终经过多轮协商使得多星分布式任务规划问题得到解决。

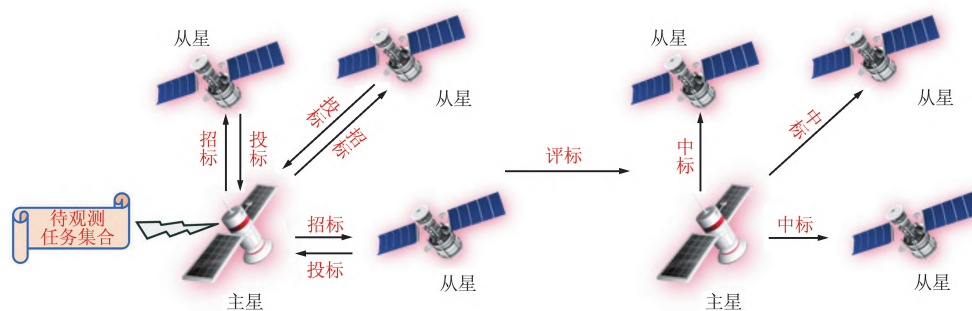


图1 合同网完成任务分配的过程

Fig.1 Process of task assignment by contract network

本文针对多星分布式任务规划问题作出以下合理假设:① 单颗卫星只携带一种类型载荷;② 观测过程数据及时下传,清空星上存储数据;③ 待观测任务均为点目标,且一个目标只需观测一次;④ 主星与从星之间存在实时的通信链路,满足信息传输的需求;⑤ 不考虑天气、云层对任务规划的影响。

1.1 符号定义

(1) 卫星: $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{N_s}\}$ 表示从星集合, N_s 表示从星的数量, S_1 表示主星。

(2) 任务: $T = \{T_1, T_2, \dots, T_{N_T}\}$ 表示待规划任务集合, N_T 表示待规划任务的数量, 其中每个任务 T_i 可以表示为三元组 $T_i = \langle P_i, d_i, o_i \rangle$, P_i 表示该任务的观测收益, d_i 表示该任务的观测持续时间, o_i 表示该任务的观测截止时间。

(3) 时间窗: $W_{ij} = \{W_{ij}^1, W_{ij}^2, \dots, W_{ij}^{w_{ij}}\}$ 表示任务 T_i 在从星 S_j 上的可见时间窗集合, w_{ij} 表示任务 T_i 在从星 S_j 上的可见时间窗的数量, 其中每个可见时间窗都可由一个二元组表示, $W_{ij}^l = \langle s_{ij}^l, e_{ij}^l \rangle$ 表示任务 T_i 在从星 S_j 上的第 l 个可见时间窗, s_{ij}^l 表示其开始时间, e_{ij}^l 表示其结束时间。

(4) 电量: φ_{ij} 表示从星 S_j 观测任务 T_i 消耗的电量; δ_j 表示从星 S_j 的可用总电量。

(5) 决策变量: $b_{ij} f_{ij}$ 表示决策变量, b_{ij} 表示任务 T_i 在从星 S_j 上的实际观测开始时间, f_{ij} 表示任务 T_i 在从星 S_j 上的实际观测完成时间, 其中, $f_{ij} = b_{ij} + d_i$; Y_{ij} 表示决策变量, 若任务 T_i 被从星 S_j 安排观测, 则 $Y_{ij} = 1$; 否则, $Y_{ij} = 0$; X_{ij}^l 表示决策变量, 若从星 S_j 安排任务 T_i 在第 l 个可见时间窗进行观测, 则 $X_{ij}^l = 1$; 否则, $X_{ij}^l = 0$ 。

1.2 问题模型

在合同网协议中, 投标者根据招标信息结合自身情况生成投标方案, 招标者则依据评标策略确定中标方案。由于角色不同, 通常目标也不同。因此,

本文针对多星分布式任务规划问题和合同网协议的特点, 考虑主星作为招标者, 建立全局分配模型, 从星作为投标者, 建立局部规划模型。

1.2.1 全局分配模型

主星作为招标者, 在评标过程中需要对重复规划任务进行冲突消解。值得注意的是, 各从星观测同一重复规划任务的收益是相同的。因此, 本文引入相对收益值对卫星任务规划问题的传统目标函数进行修改, 以便于评标过程中对重复规划任务进行冲突消解。在工程应用中, 任务越早完成观测, 往往价值越高, 故本文给出了时间依赖的相对收益值。若从星集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_{N_s}\}$ 均对任务 T_i 进行了投标, 各从星对于重复规划任务 T_i 的实际观测完成时间集合为 $f_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iN_s}\}$, 令最晚实际观测完成时间 $f_{im} \in f_i$ 对应的相对收益值为 $p_{im} = P_i$ 。相较于 f_{im} , 实际观测完成时间越早, 相对收益值越大, 则从星 S_j 观测任务 T_i 的相对收益值计算公式如下:

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{f_{im} P_i, o_i = f_{im}}{f_{ij}} \\ \frac{o_i - f_{ij}}{o_i - f_{im}} P_i, o_i \neq f_{im} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: f_{im} 表示实际观测完成时间集合 f_i 中的最晚实际观测完成时间。对于非重复规划任务, $p_{im} = P_i$ 。

在考虑相对收益值的基础上, 建立主星的全局分配模型如下:

$$\max \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{j=1}^{N_s} p_{ij} Y_{ij}, \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^{N_s} Y_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq N_T. \quad (3)$$

式(2)表示主星的全局目标函数, 为最大化相对收益值; 式(3)表示一个任务只能由一颗从星进行观测。

1.2.2 局部规划模型

从星作为投标者,接收到主星发出的招标任务信息之后,考虑相关约束,根据自身的规划目标进行局部规划,进而生成投标方案。

$$\max \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{l=1}^{w_{ij}} (\lambda_1 P_i X_{ij}^l + \lambda_2 X_{ij}^l), \quad (4)$$

$$\sum_{l=1}^{w_{ij}} X_{ij}^l \leq 1, 1 \leq i \leq N_T, \quad (5)$$

$$s_{ij}^l \leq b_{ij} \leq f_{ij} \leq e_{ij}^l, 1 \leq i \leq N_T, \quad (6)$$

$$(f_{ij} - b_{ij})(f_{hj} - b_{ij}) \leq 0, 1 \leq i \neq h \leq N_T, \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^{N_T} \sum_{l=1}^{w_{ij}} \varphi_{ij} X_{ij}^l \leq \delta_j, \quad (8)$$

$$o_i - f_{ij} \geq 0, 1 \leq i \leq N_T. \quad (9)$$

式(4)表示从星的局部目标函数,即最大化观测收益和最大化完成任务数量的加权和, λ_1 、 λ_2 表示权重系数并且和为1;式(5)表示每个任务最多安排在一个时间窗进行观测;式(6)表示每个任务的观测时段必须在可见时间窗内;式(7)表示同一颗从星先后2个任务的观测持续时间不能重叠;式(8)表示可用电量约束;式(9)表示任务必须在观测截止时间前完成。

2 改进合同网协议设计

传统合同网协议中,主星每回合只针对单个任务进行招标,协商次数随着任务规模的增大呈线性增长,导致协商效率低下;每轮招投标最终只确定一个中标从星执行任务,造成未中标从星的计算资源浪费;已中标任务的观测时间窗不可抢占,导致难以充分利用卫星资源。本文针对以上问题做出以下改进:首先,主星对多任务集中招标,并提出任务组中标策略。其中,多任务集中招标能够提高协商效率,减少星间通信;任务组中标策略可以充分利用每轮招投标过程中从星的计算资源。其次,允许从星在投标时对已规划任务进行调整,以对自身规划方案进行优化,提高卫星资源利用率。最后,提出了基于冲突消解的评标策略,以实现重复规划任务的合理分配。

2.1 集中招标策略

传统合同网协议采用“单任务招标”的方式,主星与从星之间就待规划任务集合 T 中的每个任务分别进行“招标—投标—评标—中标”,以确定每个任务的中标从星。该方式需要不断进行星间协商,在大规模任务场景下通信量巨大。本文采用集中招标策略,即主星在每轮招投标过程中将 T 的全部待

规划任务进行集中招标,以减少招投标过程中的协商次数,降低星间通信量。

2.2 投标策略

传统合同网协议中,从星在生成投标方案时采用插入的方式,若后招标任务的可见时间窗内已有规划任务且观测时间存在冲突,从星将放弃对该任务的投标。这种插入的方式无法对已生成方案进行调整,难以有效利用资源。本文采用改进的遗传算法生成局部规划方案并筛选得到投标方案,在从星生成投标方案时允许其对已规划任务进行调整,包括移位和删除操作。一般而言,从星 S_j 对于任务 T_i 的可见时间窗数量 $w_{ij} > 1$,通过对 T_i 的时间窗进行调整可以得到移位后的规划方案;删除操作是指直接将已规划任务从方案中删去。

2.3 任务组中标策略

在集中招标策略下,每个从星可能会对多个任务进行投标,且多个从星的投标方案中可能存在不同的任务,也可能存在相同的任务,采用“单代理中标”策略难以合理地为每个任务确定中标从星。因此,本文在集中招标策略的基础上提出任务组中标策略。在该策略中,主星只需对重复规划任务进行评标,非重复规划任务由投标从星直接中标。既能保证不会因重复规划任务导致时间窗资源浪费,又能充分利用从星的计算资源,避免“单代理中标”模式下多数从星竞标失败、计算资源浪费的情况。任务组中标策略如图2所示,对重复规划任务3、7进行评标之后,主星 S_1 根据其评标结果对从星 S_1 、 S_2 的投标方案进行修正,得到中标方案。在改进的合同网协议中,主星可以依据评标结果对从星投标方案进行调整即修正,从星会接受主星在其投标方案基础上修正后的中标方案。

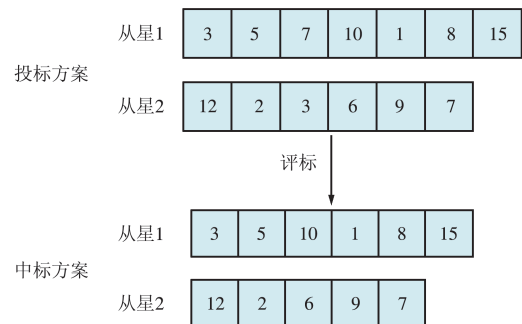


图2 任务组中标策略

Fig. 2 Mission group winning strategy

2.4 基于冲突消解的评标策略

由于本文采取任务组中标策略,在评标过程中主星只需对重复规划任务进行评标。

主星 S_1 接收到从星提交的投标信息集合 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_{|M|}\}$ 后,开始评标过程,对重复规划任务进行冲突消解以确定各从星中标任务组。其中, M_j 为从星 S_j 的投标信息,可由二元组 $M_j = \langle V_j, U_j \rangle$ 表示, V_j 为从星 S_j 的投标方案, U_j 为其生成投标方案过程中删除的已规划任务集合, $|M|$ 为投标信息的数量。为了便于进行冲突消解,考虑重复规划任务的观测收益值、规划从星的数目对冲突度进行了定义,重复规划任务 T_i 的冲突度计算如下:

$$\alpha_i = \frac{N_c}{|M|} P_i, \quad (10)$$

式中: N_c 表示投标方案中包含重复规划任务 T_i 的从星数量。

此外,提出了2种冲突消解规则:① 优先选择最大相对收益值者中标;② 相对收益值相同的情况下,优先选择删除任务数量最少者中标。基于冲突消解的评标策略具体过程如下。

步骤①:根据投标信息集合 M 确定重复规划任务集合 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_{|R|}\}$,同时确定对各个重复规划任务进行投标的从星集合 $G_i = \{G_{i1}, G_{i2}, \dots, G_{i|G_i|}\}$,其中 $|R|$ 表示各从星投标方案中的重复规划任务总数, $|G_i|$ 表示对重复规划任务 R_i 进行投标的从星数量。

步骤②:进行冲突度识别,即对 R 中的重复规划任务 R_i 计算冲突度 α_i ,所有重复规划任务计算冲突度后,按照冲突度降序排列得到 R' 。

步骤③:选取 R' 中的第一个任务 R_m ,计算各投标从星 G_{mj} 关于其的相对收益值 p_{mj} ,其中 $G_{mj} \in G_m$,表示第 j 颗对 R_m 进行投标的从星。

步骤④:利用冲突消解规则确定 R_m 的中标从星,并从 R' 中删去 R_m 。

步骤⑤:若 $R = \emptyset$,冲突消解过程完成,得到各从星投标方案修正后的中标任务组为 $V' = \{V'_1, V'_2, \dots, V'_{|M|}\}$;否则,转入步骤③。

3 单星规划算法

从星接收到招标任务信息后,利用改进的遗传算法生成单星局部规划方案,投标策略中的移位、删除操作由交叉、变异算子在进化过程中完成。

本文主要从编码方式、适应度函数、遗传算子设计、自适应机制、动态种群策略和种群更新策略等方面对基本遗传算法进行了改进。

3.1 编码方式

本文采用整数编码,相比于其他编码方式,整数编码可以更加直观地表示从星的规划方案。染色体编码如图3所示,染色体中的一个基因位表示一个任务,一个染色体可以表示从星的一个可行观测任务序列,即完整规划方案。

| | | | | | | | |
|---|----|---|---|---|---|---|----|
| 6 | 12 | 5 | 9 | 2 | 1 | 8 | 16 |
|---|----|---|---|---|---|---|----|

图3 染色体编码

Fig.3 Chromosome coding

3.2 适应度函数

本文改进的遗传算法用于从星生成局部规划方案,因此,以局部规划模型的目标函数建立适应度函数:

$$F = \lambda_1 P + \lambda_2 Q, \quad (11)$$

式中: P 为染色体的各基因位对应任务的观测收益值总和, Q 为染色体中包含的任务数量。

3.3 遗传算子设计

3.3.1 选择算子

选择过程采用轮盘赌实现,该方法需根据染色体个体的适应度值计算出其在整个种群中被选中的概率以及累计概率,计算方式如下:

$$\varepsilon_n = \frac{F_n}{\sum_{m=1}^N F_m}, n = 1, 2, \dots, N, \quad (12)$$

$$q_n = \sum_{m=1}^n \varepsilon_m, n = 1, 2, \dots, N, \quad (13)$$

式中: ε_n 表示选中第 n 个染色体的概率, N 表示种群中染色体个体的数目, F_n 表示第 n 个染色体的适应度值, q_n 表示第1个染色体到第 n 个染色体的累计概率。产生随机数 $r \in (0, 1)$,若满足 $q_{n-1} < r < q_n$,则选择第 n 个染色体进入交配池,即作为一个父代染色体。

为了保证在种群进化过程中不丢失最优解,将精英策略融入选择算子。在每次执行选择算子时,将种群中适应度最大的个体保留。当完成交叉、变异等遗传操作后,若当前种群中个体的最大适应度小于已保留个体的适应度,则用已保留的个体替换当前种群中适应度最小的个体。

3.3.2 交叉算子

交叉算子先在父代1上随机选择一个交叉点,再从父代2上选择同一时间维度的交叉点,交换染色体片段得到子代染色体。子代染色体必须满足局部规划模型中的约束条件,如局部规划模型中的式(5),同一染色体内的每一基因位不允许出现重

复,故需要对重复的基因进行删除,再从该染色体的待规划任务集合中选择任务尝试进行插入,以对重

复基因进行处理,进而保证了子代染色体基因无冲突。交叉算子如图4所示。

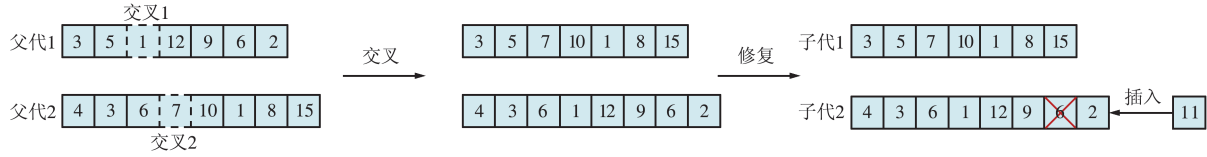


图4 交叉算子

Fig. 4 Crossover operator

3.3.3 变异算子

变异算子首先随机选择染色体某个基因位,然后再尝试从该染色体的待规划任务集合中选择任务进行替换。变异算子如图5所示。

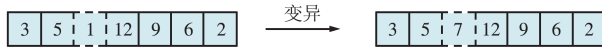


图5 变异算子

Fig. 5 Mutation operator

3.4 自适应机制

本文借鉴了文献[26]的自适应交叉概率和变异概率计算方式,具体计算方式如式(14)和式(15)所示。当 $|\arcsin(\bar{F}/F_{\max})| < \theta$ 时,种群中个体最大适应度与总体的平均适应度相差较大,种群中的个体适应度相对分散,种群个体类型丰富,多样性相对较好, P_c 将自适应增加,染色体基因交换概率大,从而容易产生高质量个体;同时, P_m 自适应降低,以减少优秀个体被破坏的可能性,加快收敛速度。当 $|\arcsin(\bar{F}/F_{\max})| \geq \theta$ 时,种群平均适应度接近个体最大适应度,种群的适应度相对集中,种群差异小, P_c 将自适应降低,而 P_m 将自适应增加以跳出局部最优。

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{|\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})|}{\pi/2}, & |\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})| < \theta \\ k_1 \left(1 - \frac{|\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})|}{\pi/2}\right), & |\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})| \geq \theta \end{cases}, \quad (14)$$

$$P_m = \begin{cases} k_2 \left(1 - \frac{|\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})|}{\pi/2}\right), & |\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})| < \theta \\ k_2 \frac{|\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})|}{\pi/2}, & |\arcsin(\frac{\bar{F}}{F_{\max}})| \geq \theta \end{cases}, \quad (15)$$

式中: F_{\max} 为种群所有个体中的最大适应度值, \bar{F} 为

种群所有个体的平均适应度值, θ 为常数且 $0 < \theta <$

$\frac{\pi}{2}$, k_1 、 k_2 为常数,且 $0 < k_1, k_2 < 1$ 。

3.5 动态种群策略

为了增强种群的多样性,在每次迭代开始前,以概率 μ 生成 d 个新个体加入种群,参与选择、交叉和变异过程。其中, $0 < d < N$, $0 < \mu < 1$ 。

3.6 种群更新策略

遗传操作结束后会产生新的个体,当新个体适应度高于父代个体时,将其加入新一代种群中;否则,保留父代个体,直接进入新一代种群。

3.7 改进的遗传算法

步骤①:设置进化代数 $t=1$,初始化最大迭代次数 t_{\max} 。

步骤②:随机生成包含 N 个可行个体的初始种群 pop_0 。

步骤③:以概率 μ 生成 d 个新个体加入种群,计算种群中个体的适应度,通过轮盘赌选择个体进入交配池。

步骤④:交配池中的个体执行遗传操作,即以自适应机制计算得到交叉、变异概率,并以相应概率进行交叉、变异操作,得到新个体,执行种群更新策略得到新一代种群 $pop(t)$ 。

步骤⑤:若 $t > t_{\max}$,则迭代结束,得到局部规划方案;否则, $t=t+1$,转步骤③。

4 MCNA-IG

上文改进遗传算法用于从星进行局部规划,在全局层面,下面将结合改进的遗传算法与合同网协议,形成MCNA-IG用于求解多星分布式任务规划问题。

步骤①:主星 S_1 以待观测任务集合 T 为招标任务,向各从星 $S_j(j=1,2,\dots,N_s)$ 广播招标任务信息,开始新一轮招投标过程。

步骤②:各从星 S_j 采用改进的遗传算法得到单星局部规划方案 Z_j ,若 Z_j 的局部目标函数值大于 z_j

的局部目标函数值,转步骤③;否则,转步骤④。其中, z_j 为从星 S_j 的上轮规划方案。

步骤③:从星 S_j 筛选出本轮投标方案 $V_j = \{V_j \mid V_j = Z_j \cap T\}$ 及删除的已规划任务集合 $U_j = \{U_j \mid U_j = z_j - (z_j \cap Z_j)\}$,并向主星发送投标信息 $M_j = \langle V_j, U_j \rangle$,转步骤⑤。

步骤④:从星 S_j 放弃对该轮招标任务进行投标,转步骤⑤。

步骤⑤:主星 S_1 接收到从星的投标信息集合 $M = \{M_1, M_2, \dots, M_{|M|}\}$,采取基于冲突消解的评标策略对重复规划任务进行评标,并基于任务组中标策略得到各从星投标方案修正后的中标方案 $V' = \{V'_1, V'_2, \dots, V'_{|M|}\}$ 。

步骤⑥:从星接收到中标信息后,对规划方案 z_j 进行更新。

步骤⑦:主星结合从星删除的已规划任务更新待观测任务集合 T 。若 $T = \emptyset$ 或无从星投标,则招投标过程结束;否则,转入步骤①。

5 仿真实验

本节对本文提出的方法进行实验验证,仿真平台为 Intel(R) Core(TM) i7-7700 CPU @ 3.60 GHz 的计算机,在 IDEA2021 环境下采用 Java 语言实现。

5.1 实验数据

由仿真软件生成 3 颗卫星,以 70 为步长,随机生成任务数量在 $[70, 700]$ 的 10 组测试算例,设置 3 个不同时间段的规划时域,分别设为场景一、场景二和场景三。每组算例运行 30 次,以 30 次运行结果的平均值为最终实验结果。表 1 展示了部分任务信息。

表 1 部分任务信息

Tab.1 Part of task information

| 任务 编号 | 任务 名称 | 观测持续 时间/(s) | 经度 /(°) | 纬度 /(°) |
|----------|----------|----------------|------------|------------|
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 20 | amgh | 21 | 90.545 25 | 37.514 60 |
| 21 | anbb | 24 | 94.229 00 | 43.059 50 |
| 22 | angv | 14 | 79.998 40 | 42.880 85 |
| 23 | ansy | 25 | 102.473 50 | 35.394 00 |
| 24 | aoed | 27 | 117.589 50 | 28.446 00 |
| 25 | aphu | 16 | 19.110 20 | -33.126 50 |
| 26 | apiq | 17 | 356.957 80 | 50.967 40 |
| 27 | aptb | 12 | 356.958 00 | 50.940 70 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |

5.2 实验设计

本文针对上述随机生成的 10 组算例,首先,在场景一比较 MCNA-IG 和 Cplex 求解器的规划耗时和观测收益率,以验证 MCNA-IG 的有效性;其次,在场景一,通过与集中式任务规划算法 (Centralized Mission Planning Algorithm, CMPA) 的对比结果进一步验证了大规模问题下分布式任务规划模式下的 MCNA-IG 的有效性;然后,在场景一将 MCNA-IG 与“单任务招标,单代理中标”的合同网算法 (Single Contract Network Algorithm, S-CNA)、未改进投标策略的合同网算法 (Contract Network Algorithm of Unimproved Bidding Strategy, U-CNA) 进行对比,验证改进合同网算法的合理性;最后,在 3 种场景下,对 MCNA-IG 求解 10 组算例的平均收益率、最大收益率、最小收益率及方差 4 个指标进行分析,以验证 MCNA-IG 的稳定性。

5.3 对比实验

(1)为了验证 MCNA-IG 在观测收益率以及规划耗时上的有效性,在场景一下,将 10 组算例分别用 MCNA-IG 和 Cplex 求解器求解,实验结果如表 2 所示。

表 2 与 Cplex 对比结果

Tab.2 Comparison results with Cplex

| 算例 规模 | MCNA-IG | | Cplex 求解器 | | Gap/% |
|----------|-------------|------------|-------------|------------|-------|
| | 观测 收益率/% | 规划 耗时/s | 观测 收益率/% | 规划 耗时/s | |
| 70 | 95.94 | 1.20 | 95.94 | 1.52 | 0 |
| 140 | 94.85 | 2.17 | 97.71 | 208.16 | 2.93 |
| 210 | 87.28 | 3.78 | — | — | — |
| 280 | 81.51 | 5.65 | — | — | — |
| 350 | 75.92 | 7.72 | — | — | — |
| 420 | 70.44 | 9.88 | — | — | — |
| 490 | 65.47 | 12.62 | — | — | — |
| 560 | 61.89 | 16.09 | — | — | — |
| 630 | 58.62 | 20.45 | — | — | — |
| 700 | 56.49 | 25.75 | — | — | — |

从表 2 可以看出,在任务规模为 70 时,MCNA-IG 与 Cplex 求解器求解得到的观测收益率相同,即二者均求得了最优解,由于此时任务规模小、求解空间小,Cplex 求解器的规划耗时与 MCNA-IG 的规划耗时相差不大;当任务规模为 140 时,Cplex 求解器与 MCNA-IG 的观测收益率的 Gap 小于 3%,其中,

Gap 表示 MCNA-IG 与 Cplex 求解器之间观测收益率的差距,且 Cplex 求解器的规划耗时相较于任务规模为 70 时大幅增加,而 MCNA-IG 的规划耗时更短且相较于任务规模为 70 时增长幅度小;当任务规模大于 140 时,Cplex 求解器无法求解,而 MCNA-IG 仍能继续求解,且在不同任务规模下均能以较快的速度得到规划方案,规划耗时的增长幅度较为平缓。综上所述,验证了 MCNA-IG 在观测收益率和规划耗时上的有效性。

(2)考虑到 Cplex 求解器只能求解小规模问题,为了进一步验证本文所提出的 MCNA-IG 的有效性,在场景一,将 10 组算例分别采用 MCNA-IG 和 CMPA 进行求解。在对比指标的选取上,参考了文献[27]在与集中式算法进行对比时选用的 3 个指标,具体指标及实验结果如表 3、图 6~图 8 所示。

表 3 与 CMPA 对比结果

Tab.3 Comparison results with CMPA

| 算例 规模 | MCNA-IG | | | CMPA | | |
|----------|-------------|-------------|------------|-------------|-------------|------------|
| | 任务完 成率/% | 观测收 益率/% | 规划 耗时/s | 任务完 成率/% | 观测收 益率/% | 规划 耗时/s |
| 70 | 97.14 | 95.94 | 1.20 | 97.14 | 95.94 | 18.68 |
| 140 | 89.62 | 94.85 | 2.17 | 91.98 | 95.97 | 37.98 |
| 210 | 79.17 | 87.28 | 3.78 | 81.62 | 88.58 | 64.25 |
| 280 | 71.25 | 81.51 | 5.65 | 73.30 | 82.08 | 95.69 |
| 350 | 64.73 | 75.92 | 7.72 | 67.09 | 77.11 | 123.65 |
| 420 | 58.73 | 70.44 | 9.88 | 61.04 | 71.32 | 160.20 |
| 490 | 53.44 | 65.47 | 12.62 | 55.41 | 66.21 | 194.93 |
| 560 | 50.14 | 61.89 | 16.09 | 51.55 | 62.43 | 221.08 |
| 630 | 46.61 | 58.62 | 20.45 | 47.95 | 59.22 | 255.23 |
| 700 | 44.20 | 56.49 | 25.75 | 44.97 | 56.62 | 299.93 |

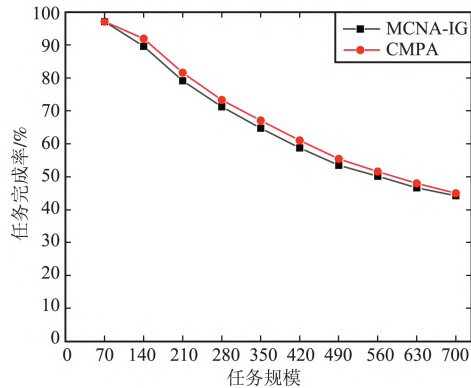


图 6 任务完成率比较

Fig.6 Comparison of mission completion rate

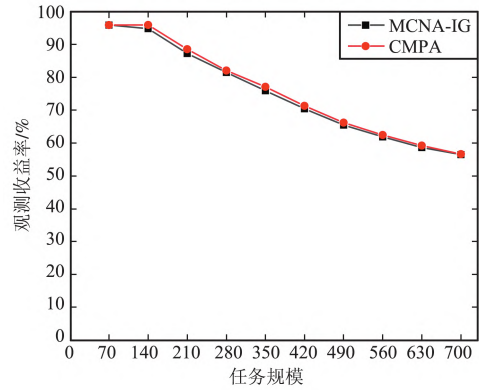


图 7 观测收益率比较

Fig.7 Comparison of observed yield

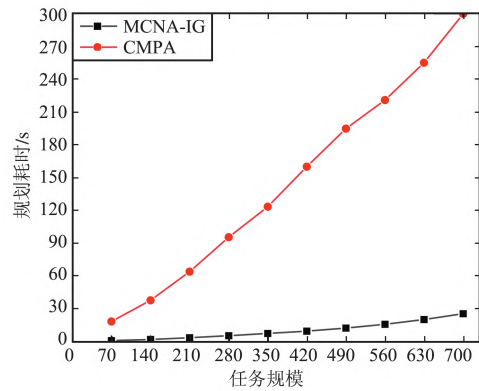


图 8 规划耗时比较

Fig.8 Comparison of planning time

由表 3 及图 6、图 7 可以看出,当任务规模为 70 时,MCNA-IG 和 CMPA 均求得了最优解,当任务规模大于 70 时,MCNA-IG 的任务完成率和观测收益率比 CMPA 的任务完成率和观测收益率略小,但任务完成率差值不超过 2.5%,观测收益率差值不超过 1.5%。在规划耗时方面,由表 3 及图 8 可以看出,CMPA 的规划耗时随任务规模的增大急剧上升,而 MCNA-IG 的规划耗时呈平缓上升的趋势,且相同任务规模下 MCNA-IG 耗时更短。综上所述,MCNA-IG 在观测收益率和任务完成率上略小于 CMPA,这是因为集中式任务规划模式下可以利用全局信息求解,而分布式任务规划模式下从星利用局部信息独立地规划;但 MCNA-IG 规划耗时大大降低,进而验证了 MCNA-IG 在上述三方面的有效性。

(3)为了验证改进合同网算法的合理性,将 MCNA-IG 分别与 S-CNA、U-CNA 进行对比,对比结果如表 4、图 9~图 11 所示。

表 4 与 S-CNA、U-CNA 对比结果
Tab.4 Comparison results with S-CAN and U-CNA

| 算例 规模 | MCNA-IG | | | S-CNA | | | U-CNA | | |
|----------|-------------|-------------|----------|-------------|-------------|----------|-------------|-------------|----------|
| | 任务 完成率/% | 观测 收益率/% | 协商 次数 | 任务 完成率/% | 观测 收益率/% | 协商 次数 | 任务 完成率/% | 观测 收益率/% | 协商 次数 |
| 70 | 97.14 | 95.94 | 3.0 | 91.43 | 91.65 | 70.0 | 95.71 | 95.83 | 3.0 |
| 140 | 89.62 | 94.85 | 3.7 | 82.14 | 83.28 | 140.0 | 87.86 | 88.38 | 3.0 |
| 210 | 79.17 | 87.28 | 4.2 | 73.81 | 75.28 | 210.0 | 75.24 | 77.08 | 4.0 |
| 280 | 71.25 | 81.51 | 4.6 | 68.21 | 68.98 | 280.0 | 68.57 | 69.04 | 4.0 |
| 350 | 64.73 | 75.92 | 4.9 | 62.86 | 62.90 | 350.0 | 62.57 | 62.27 | 4.0 |
| 420 | 58.73 | 70.44 | 5.1 | 57.62 | 56.37 | 420.0 | 56.67 | 56.03 | 4.0 |
| 490 | 53.44 | 65.47 | 5.7 | 52.65 | 52.02 | 490.0 | 51.63 | 51.72 | 4.0 |
| 560 | 50.14 | 61.89 | 6.5 | 48.93 | 48.69 | 560.0 | 48.21 | 48.30 | 4.0 |
| 630 | 46.61 | 58.62 | 7.0 | 45.71 | 45.35 | 630.0 | 45.08 | 44.76 | 4.0 |
| 700 | 44.20 | 56.49 | 8.0 | 42.86 | 42.41 | 700.0 | 42.29 | 41.87 | 4.0 |

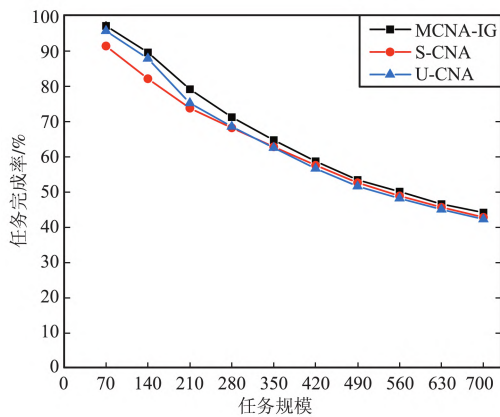


图 9 任务完成率比较

Fig. 9 Comparison of mission completion rate

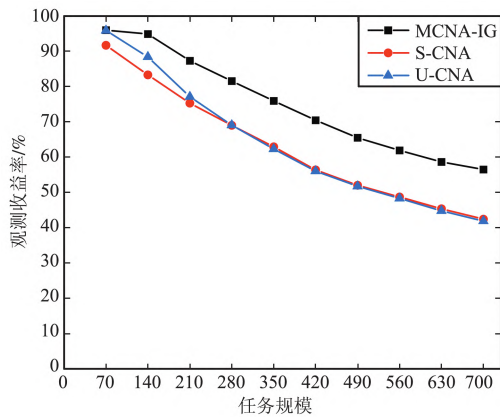


图 10 观测收益率比较

Fig. 10 Comparison of observation yield

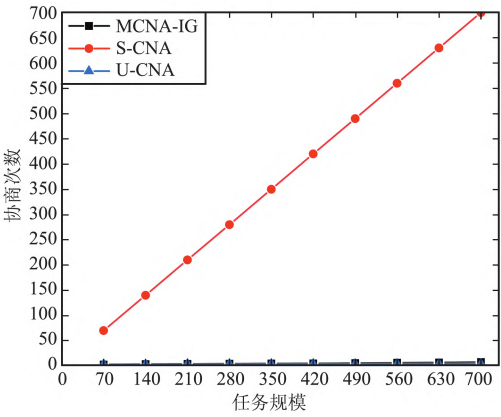


图 11 协商次数比较

Fig. 11 Comparison of number of negotiations

从表 4 及图 9 可以看出,在规划结果的任务完成率上,MCNA-IG 在不同任务规模的算例下都高于 S-CNA 和 U-CNA。在 10 组算例的平均观测收益率方面,MCNA-IG 的结果比 S-CNA、U-CNA 的结果分别高出约 12.15%、11.31%。当任务规模为 70 时,MCNA-IG 的任务完成率比 S-CNA 以及 U-CNA 分别高出 5.71%、1.43%。随着任务规模的增大,MCNA-IG 与 S-CNA 的任务完成率的差值在任务规模为 140 时增大到 7.48%,而与 U-CNA 的任务完成率的差值在任务规模为 210 时增大到 3.93%,随着任务规模继续增大,MCNA-IG 的任务完成率与 S-CNA 以及 U-CNA 的任务完成率的差值呈减小趋势并逐渐平稳。

由图 10 可以看出,从观测收益率来看,MCNA-IG 在 10 组算例下都高于 S-CNA 和 U-CNA,在任务规模为 700 时,MCNA-IG 比 S-CNA、U-CNA 的观测收益率分别高出 14.08%、14.62%。由表 4 可以看出,当任务规模增大时,MCNA-IG 的观测收益率与任务完成率的差值呈上升趋势并在任务规模大于 350 之后逐渐平稳,且当任务规模大于 70 时,观测收益率始终大于任务完成率,而 S-CNA 和 U-CNA 的观测收益率与任务完成率之间的差值在 0 附近的小范围内波动。这是因为 S-CNA 和 U-CNA 在从星生成投标方案时已规划任务的时间窗不可抢占,即使有观测收益更大的任务,也可能因时间窗被先招标的任务占据而无法规划,而 MCNA-IG 则可以在在保证任务完成率的情况下获得更大的观测收益率。

分布式任务规划模式与集中式任务规划模式相比,卫星之间进行反复协商导致星间通信量大是其面临的一个难题。从表 4 及图 11 可以看出,采用“单任务招标”的 S-CNA 的协商次数等于算例的任务数,随着算例任务规模的增大,协商次数也呈线性增长,在任务规模为 700 时,协商次数也同样达到 700,故 S-CNA 在大规模任务场景下会产生巨大的星间通信量。然而,采用多任务集中招标策略、任务组中标策略的 MCNA-IG 和 U-CNA 在相同任务规模下,均能以少量协商次数完成协商过程,并且在任务规模增大的情况下,协商次数增加的幅度非常平缓,大大降低了多星分布任务规划过程中的通信成本;同时,任务组中标策略和基于冲突消解的评标策略的存在,使得 MCNA-IG 充分利用了每次协商过程中从星的计算资源。当任务规模大于 70 时,MCNA-IG 的协商次数略大于 U-CNA 的协商次数,出现这种现象是因为 MCNA-IG 在从星投标时,允许从星对已规划任务进行调整,每轮招投标过程中待规划任务不仅有减少的部分,还有从星删除任务导致的增加部分,给星间协商规划带来了不确定性,而 U-CNA 采用插入的方式对招标任务进行规划,招投标过程中招标任务总是在不断减少。但是,在任务规模为 700 时,MCNA-IG 的协商次数比 U-CNA 的协商次数仅多出 4,与相同任务规模下 S-CNA 的 700 次协商相比,具有明显的优势。

综上所述,从任务完成率、观测收益率以及协商次数三方面,验证了改进后的合同网算法与 S-CNA、U-CNA 相比的优势,进而说明了改进合同网算法的合理性。

(4)算法的稳定性主要分析平均收益率、最大

收益率、最小收益率及收益率方差 4 个指标。在规划时域长度相同的情况下,不同规划时域下同一任务的时间窗分布不同,卫星资源的能力亦有差异。在 3 个场景下分别运行 10 组算例,以验证 MCNA-IG 的稳定性。

场景一、二、三各指标结果如图 12 ~ 图 14 所示,可以看出,在不同任务规模下,3 个场景下平均收益率、最大收益率和最小收益率 3 个指标差值均不大,3 个场景下最大收益率与最小收益率的最大差值分别发生在任务规模为 420 时,差值约为 3.15%;任务规模为 140 时,差值约为 3.14%;任务规模为 210 时,差值约为 3.18%。因此,MCNA-IG 在 3 个场景的不同任务规模下,平均收益率、最大收益率和最小收益率 3 个指标的差值都较小。

MCNA-IG 在不同场景下的收益率方差对比如图 15 所示,可以看出,除场景一下任务规模为 70 的情况外,3 个不同场景下 10 组算例的收益率方差都落在同一个数量级内,不同场景下的最大收益率方差发生在场景一、任务规模为 280 时,收益率方差约为 5.83×10^{-5} ,并且不同场景的同一任务规模下的收益率方差都在小范围内波动。

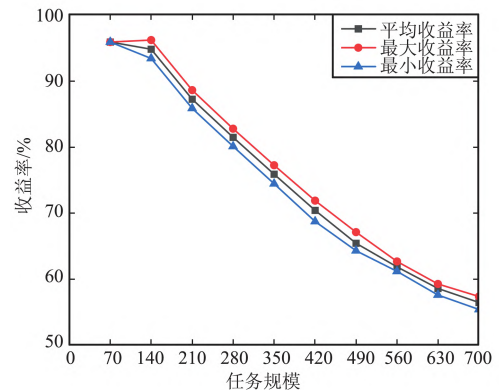


图 12 场景一各指标结果

Fig. 12 Results of each indicator in scenario 1

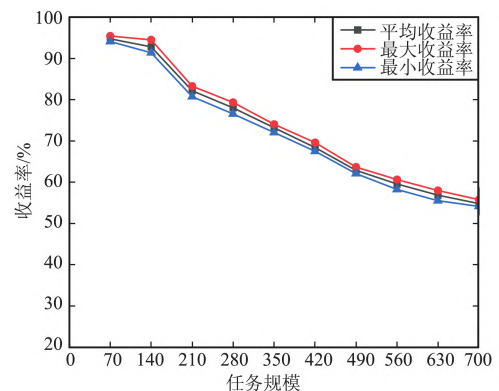


图 13 场景二各指标结果

Fig. 13 Results of each indicator in scenario 2

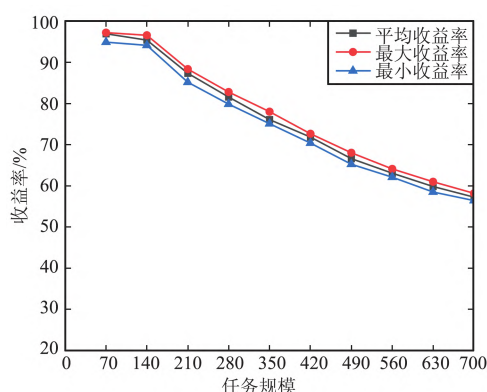


图 14 场景三各指标结果

Fig. 14 Results of each indicator in scenario 3

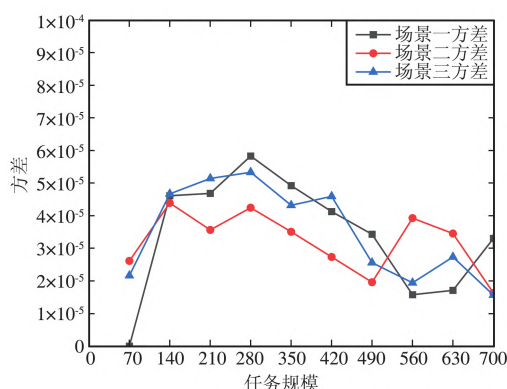


图 15 方差对比

Fig. 15 Comparison of variances

综上所述,MCNA-IG 在同一场景的不同任务规模下平均收益率、最大收益率和最小收益率 3 个指标表现出较小的差距;在不同场景下,同一任务的时间窗分布不同,卫星完成任务的能力也不同,MCNA-IG 在同一任务规模下的收益率方差在同一数量级的小范围内波动,说明了 MCNA-IG 具有较好的稳定性。

6 结束语

为实现分布式任务规划模式下多星任务规划,本文对传统合同网协议进行改进,针对合同网中的招标者与投标者 2 种不同角色,建立了分层任务规划模型,采用“多任务集中招标,多星任务组中标”模式,显著减少了星间协商次数,降低了星间通信量,充分利用了卫星每轮招投标过程中的计算资源,允许卫星投标时对已规划任务进行调整,保证了规划方案的质量。通过 10 组不同规模的算例对算法进行了验证,实验结果表明:① 与 CMPA 相比,MCNA-IG 的任务完成率、观测收益率最大差值不超

过 2.5%、1.5%,但规划耗时明显减少;② 与 S-CNA、U-CNA 相比,MCNA-IG 的平均观测收益率分别高出约 12.15%、11.31%,在任务规模为 700 时,MCNA-IG 的协商次数比 S-CNA 降低了 692 次;③ 在 3 种不同任务场景下,MCNA-IG 的收益率方差在同一数量级内,在同一场景的不同任务规模下,MCNA-IG 也表现出较好的稳定性。通过实验验证,本文提出的 MCNA-IG 解决了“单任务招标,单代理中标”的传统合同网算法进行卫星任务规划时规划方案质量差、协商次数多等问题,适用于多星分布式任务规划问题。对于多星分布式任务规划问题,通信环境对于星间协商过程非常关键,下一步将深入研究不同通信条件对于多星分布式任务规划的影响。

✦

参考文献

- [1] FAN H L, YANG Z, ZHANG X, et al. A Novel Multi-satellite and Multi-task Scheduling Method Based on Task Network Graph Aggregation[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117565.
- [2] WU G H, LUO Q Z, DU X, et al. Ensemble of Metaheuristic and Exact Algorithm Based on the Divide-and-conquer Framework for Multisatellite Observation Scheduling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(5): 4396-4408.
- [3] XU Y J, LIU X L, HE R J, et al. Multi-satellite Scheduling Framework and Algorithm for Very Large Area Observation[J]. Acta Astronautica, 2020, 167: 93-107.
- [4] WU J, CHEN Y N, HE Y M, et al. Survey on Autonomous Task Scheduling Technology for Earth Observation Satellites[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(6): 1176-1189.
- [5] LU J, CHEN Y N, HE R. A Learning-based Approach for Agile Satellite Onboard Scheduling[J]. IEEE Access, 2020, 8: 16941-16952.
- [6] WANG X, WU J, SHI Z, et al. Deep Reinforcement Learning-based Autonomous Mission Planning Method for High and Low Orbit Multiple Agile Earth Observing Satellites[J]. Advances in Space Research, 2022, 70(11): 3478-3493.
- [7] 许宇栋, 周敬博, 尹嘉昭, 等. 对地观测卫星任务规划策略及应用研究综述[J]. 无线电工程, 2021, 51(8): 681-690.
- [8] LONG J, WU S M, HAN X D, et al. Autonomous Task Planning Method for Multi-satellite System Based on a Hybrid Genetic Algorithm[J]. Aerospace, 2023, 10(1): 70.

- [9] CHU X G, CHEN Y N, TAN Y J. An Anytime Branch and Bound Algorithm for Agile Earth Observation Satellite On-board Scheduling [J]. *Advances in Space Research*, 2017, 60(9): 2077-2090.
- [10] WANG J J, DEMEULEMEESTER E, IU D S. A Pure Proactive Scheduling Algorithm for Multiple Earth Observation Satellites Under Uncertainties of Clouds [J]. *Computers and Operations Research*, 2016, 74: 1-13.
- [11] LIANG J, ZHU Y H, LUO Y Z, et al. A Precedence-rule-based Heuristic for Satellite Onboard Activity Planning [J]. *Acta Astronautica*, 2021, 178: 757-772.
- [12] ZHENG Z X, GUO J, GILL E. Onboard Autonomous Mission Re-planning for Multi-satellite System [J]. *Acta Astronautica*, 2018, 145: 28-43.
- [13] ZHENG Z X, GUO J, GILL E. Swarm Satellite Mission Scheduling & Planning Using Hybrid Dynamic Mutation Genetic Algorithm [J]. *Acta Astronautica*, 2017, 137: 243-253.
- [14] FENG R, LIN Z Y, WU P, et al. Distributed Task Scheduling for Multiple EOSs via a Game Theory Approach [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2): 1658-1669.
- [15] CHEN H, YANG S, LI J, et al. Exact and Heuristic Methods for Observing Task-oriented Satellite Cluster Agent Team Formation [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, 2018: 1-23.
- [16] SMITH R G, DAVIS R. Frameworks for Cooperation in Distributed Problem Solving [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1981, 11(1): 61-70.
- [17] QI J T, GUO J J, WANG M M, et al. A Cooperative Autonomous Scheduling Approach for Multiple Earth Observation Satellites with Intensive Missions [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 61646-61661.
- [18] CHEN Y T, TIAN G Q, GUO J Y, et al. Task Planning for Multiple-satellite Space-situational-awareness Systems [J]. *Aerospace*, 2021, 8(3): 73.
- [19] YANG W Y, HE L, LIU X L, et al. Onboard Coordination and Scheduling of Multiple Autonomous Satellites in an Uncertain Environment [J]. *Advances in Space Research*, 2021, 68(11): 4505-4524.
- [20] 陈浩, 景宁, 李军, 等. 基于外包合同网的自治电磁探测卫星群任务规划 [J]. *宇航学报*, 2009, 30(6): 2285-2291.
- [21] 于龙江, 吴限德, 毛一岚, 等. 分布式遥感卫星任务分配的合同网络算法 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2020, 41(7): 1059-1065.
- [22] JIANG Y, GAO Y, YU L J, et al. Self-organizing Method on Mission-level Task Allocation of Large-scale Remote Sensing Satellite Swarm [J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 2022: 1-14.
- [23] DU B, LI S. A New Multi-satellite Autonomous Mission Allocation and Planning Method [J]. *Acta Astronautica*, 2019, 163: 287-298.
- [24] 高黎, 沙基昌. 基于合同网的分布式卫星系统任务优化分配研究 [J]. *宇航学报*, 2009, 30(2): 815-820.
- [25] SONG B Y, CHEN Y W, YANG Q, et al. On-board Decentralized Observation Planning for LEO Satellite Constellations [J]. *Algorithms*, 2023, 16(2): 114.
- [26] YANG C R, QIAN Q, WANG F, et al. An Improved Adaptive Genetic Algorithm for Function Optimization [C] // 2016 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA). Ningbo: IEEE, 2016: 675-680.
- [27] LIU L H, DONG Z H, SU H, et al. A Study of Distributed Earth Observation Satellites Mission Scheduling Method Based on Game-negotiation Mechanism [J]. *Sensors*, 2021, 21(19): 6660.

作者简介

靳鹏男, (1969—), 博士, 副教授。主要研究方向: 运筹与优化、卫星任务规划。

李健男, (1997—), 硕士研究生。主要研究方向: 卫星任务规划。