

## 面向天基网络的紧急任务调度算法

李喆元<sup>1</sup>, 何立军<sup>2</sup>, 贾子晔<sup>3</sup>, 李泊慷<sup>4</sup>, 汪彦婷<sup>1</sup>, 闵明慧<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学软件学院, 陕西 西安 710072; 2. 中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116;  
3. 南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 210024; 4. 香港城市大学计算学院, 香港 999077)

**摘要:** 天基网络作为空天地一体化网络重要组成部分, 具备覆盖范围广、吞吐量高以及抗灾能力强等优势, 被广泛应用于应急通信等领域。在应急救援场景下, 灾区短时间生成海量、高时间敏感性业务数据, 亟须通过天基网络快速回传, 以减少损失。然而, 天基网络的网络资源受限且数据传输遵循时间窗等约束, 导致数据传输时延高, 大大降低了天基网络的应急能力。为此, 提出了一种面向天基网络的紧急任务调度机制, 实现了应急场景下紧急任务与网络资源精准匹配以最小化紧急任务最大传输时延。首先, 将紧急任务调度问题建模为整数规划问题; 其次, 提出了一种新的高效编码方式, 压缩解空间, 为高效求解提供保障; 最后, 采用全局搜索和局部搜索相结合的思路提出了一种高效调度策略, 即在遗传算法的架构中融入鲸鱼优化算法进行局部搜索, 降低紧急任务最大传输时延。仿真结果表明, 所提算法有良好的收敛性, 并能有效降低紧急任务最大传输时延, 提升天基网络的应急能力。

**关键词:** 空天地一体化网络; 遗传算法; 鲸鱼优化算法; 资源分配; 数据传输

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00474

## Emergency task scheduling algorithm for space-based networks

LI Zheyuan<sup>1</sup>, HE Lijun<sup>2</sup>, JIA Ziye<sup>3</sup>, LI Bokang<sup>4</sup>, WANG Yanting<sup>1</sup>, MIN Minghui<sup>2</sup>

1. School of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China

3. College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210024, China

4. College of Computing, City University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China

**Abstract:** As an essential component of the space-air-ground integrated network, the space-based network has advantages such as wide coverage, high throughput, and strong disaster resilience, and is widely applied in emergency communication and other fields. In the scenario of emergency rescue, a large amount of high-time-sensitive data is generated within a short period in the disaster-stricken area. It is urgently necessary to be quickly relayed back via the space-based network to reduce losses. However, the network resources of the space-based network are limited, and data transmission needs to follow constraints such as time windows, resulting in high transmission delay and significantly reducing the emergency response capacity of the space-based network. Therefore, an emergency task scheduling mechanism for space-based networks was proposed to achieve precise matching of emergency tasks with the limited resources of the space-based network to minimize the transmission delay of emergency tasks. Firstly, the emergency task scheduling problem was modeled as an integer programming problem to minimize the maximum transmission delay of emergency tasks. Secondly, a new efficient encoding method was proposed to compress the solution space and provide a guarantee for the efficient

收稿日期: 2024-12-29; 修回日期: 2025-02-12

通信作者: 何立军, lijunhe@cumt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62201463); 江苏省自然科学基金资助项目 (No. BK20220883)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No. 62201463), The Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China (No. BK20220883)

solution of the problem. Furthermore, a high-efficiency scheduling strategy was proposed by combining global search and local search, that is, integrating the whale optimization algorithm into the framework of the genetic algorithm for local search, which reduces the maximum transmission delay of emergency tasks. Simulation results show that the proposed algorithm has good convergence and can effectively reduce the maximum transmission delay of emergency tasks, enhancing the emergency data transmission performance of the space-based network.

**Key words:** space-air-ground integrated network, genetic algorithm, whale optimization algorithm, resource allocation, data transmission

## 0 引言

空天地一体化网络是一种多层异构网络架构,以天基网络为主体,以空基网络为补充,以地基网络为依托<sup>[1]</sup>,提供全球范围内的空间信息服务,是未来移动通信的重要演进方向<sup>[2-3]</sup>。开展空天地一体化网络的研究与建设有助于推动移动通信技术的发展<sup>[4]</sup>。2020年4月,国家发展和改革委员会将包括卫星互联网在内的空天地一体化网络纳入“新基建”范围,大力推动了通信网络基础设施的建设。

天基网络是空天地一体化网络的重要组成部分,包含由高轨卫星构成的骨干网与低轨卫星构成的增强网<sup>[5]</sup>。天基骨干网向接入网提供数据中继服务,从而实现全球的网络服务与高精度实时通信<sup>[6]</sup>。由于天基网络的覆盖范围广且不易受到地面环境的影响,其在远洋通信、应急救援和交通导航等多个领域发挥重要作用<sup>[7]</sup>。因此,近年来国内外众多航天领域企业通过发射低轨卫星构建巨型天基网络,例如SpaceX的Starlink、欧洲通信卫星集团的OneWeb以及中国航天科工集团的虹云工程<sup>[8-10]</sup>。

天基网络具备覆盖范围广、吞吐量高以及抗灾能力强等优势,被广泛应用于应急领域。在应急救援的场景下,为了减少灾害带来的生命与财产损失,灾区生成的具有高时间敏感性的业务数据需要被快速上传<sup>[11]</sup>,短时间内产生的大量紧急数据需要及时通过高轨卫星的中继并快速回传。然而,天基网络的高轨卫星资源有限,特别是星际链路具有视距通信的特性,即低轨卫星与高轨卫星之间的信号要在无遮挡的情况下进行直线传播,这与低轨卫星高速运动的特点共同导致网络拓扑具有高度时变性<sup>[12]</sup>。网络拓扑的时变性为紧急数据的传输带来了时间窗约束,导致数据传输具有高时延,降低了天基网络的应急能力。因此,亟须提出一种基于天基

网络的高时间敏感性任务的调度方法,降低天基网络的任务传输时延,提升应急能力。

近年来,对于天基网络任务调度问题的研究十分广泛,针对这一问题的研究工作主要可以分为以下两类。

第一类是启发式策略与元启发式算法。早期的研究工作一般将问题建模为混合整数规划模型,并设计启发式算法与局部搜索算法进行求解,如文献[13]提出基于贪心和随机化策略的搜索算法。然而,天基网络的任务调度问题可以规约为并行机调度问题,是NP难问题,具有很高的求解复杂性,简单的启发式算法在实际应用中效果不佳。为了提升启发式算法的求解质量,近年来的研究主要采用元启发式算法进行求解。如文献[14]使用蚁群算法求解了地球观测卫星的调度问题,文献[15]提出了基于遗传算法的分布式任务调度模型。这些元启发式算法虽然具有良好的收敛性,但是在求解任务调度问题时存在搜索能力不足的缺陷,导致求解质量不佳。为了提高元启发式算法的求解效率,研究者主要从3个方向对其进行优化。

1) 对优化问题进行深入研究,利用优化问题的特性将其转化为适于求解的形式,使得元启发式算法更容易搜索到高质量的解。如文献[16]提出了一种分层的解决方案,并使用遗传算法对优化问题中的一个层次进行求解。文献[17]根据优化问题的约束数量多的性质,通过去除部分约束构造辅助问题,并提出一种基于精英档案学习的协同进化算法(COEAS, co-evolutionary algorithm with elite archive strategy)对卫星资源调度问题进行求解。

2) 针对元启发式算法搜索能力不足的缺陷,对其搜索策略进行改进。其中一种思路是将不同的元启发式算法进行融合。如文献[18]将禁忌搜索的思想引入模拟退火算法的框架,提升了任务调度效率。文献[19]将遗传算法的交叉与编译操作引入二

进制粒子群算法，优化了任务调度问题的时延与能耗。文献[20]将灰狼优化算法与鲸鱼优化算法相结合，优化了云计算场景下任务调度问题的成本、能耗、时延和资源利用率。另一种思路是将其他领域的算法引入元启发式算法的搜索过程。如文献[21]提出结合快速探索随机树的生命周期群体优化算法，获得了更高的任务分配效率，文献[22]提出一种基于分类思想的支持向量机与NSGA-II算法相结合的卫星数据传输规划方法，提高了对大规模问题的搜索效率。

3) 基于元启发式算法性能容易受到编码方式影响的特点，设计新的编码方式，提升算法的求解性能。如文献[23]提出了一种全新的编码方式，提升了鲸鱼优化算法的任务规划效率。然而，上述研究主要关注天基网络在能耗<sup>[16, 19-20]</sup>、平均任务传输时延<sup>[18-20, 22]</sup>、任务调度成本<sup>[20]</sup>以及资源利用率<sup>[20-23]</sup>等方面的性能提升，而没有考虑降低最大任务传输时延，导致任务传输的最大时延很大，不适用于突发场景。

第二类是基于学习的方法。2019年，文献[24]首先提出了Decima学习框架，将图神经网络与深度强化学习算法相结合，实现了在线并行机调度问题的求解。近年来，基于深度强化学习的任务调度问题的研究逐渐增加<sup>[25-27]</sup>。然而，基于机器学习的任务调度方法存在模型收敛速度慢且难以训练的不足，在训练过程中也需要消耗大量的计算资源，在突发场景中，天基网络计算资源有限，导致模型训练需要大量时间，难以在短时间内生成任务调度方案。

为了提升深度强化学习算法的收敛速率与求解性能，其中一种思路是使用启发式算法对深度强化学习算法中的奖励函数进行优化。如文献[28]提出基于动态权重的最大熵算法，提升了资源利用率并降低了平均成本。另一种思路是对优化问题的求解过程进行分解，如文献[29]提出一种两层的优化框架，在其中的一个层次使用最大熵算法进行求解，优化了任务调度的平均成本，提升了服务质量。但是，上述工作主要面向常规场景，难以对高时间敏感性任务进行优化，不适用于应急救援的场景。

综上所述，现有的针对天基网络任务调度问题的研究虽然已经取得了丰富的成果，但是对于降低最大任务传输时延的研究很少，难以提升天基网络的应急能力。因此，在天基网络中如何高效地调度高时间敏感性任务，显得十分重要。然而，解决此

类问题存在很大挑战，因为面向天基网络的时间敏感任务的调度问题是基于时间窗约束的并行机调度问题<sup>[13]</sup>，具有搜索空间大的难点，导致传统的优化方法具有复杂度高、性能差的局限性，难以直接进行求解。为此，本文采用全局搜索和局部搜索相结合的求解思路，提出一种面向天基网络的紧急任务调度算法，采用遗传算法的求解架构，并融合鲸鱼优化算法进行局部搜索，旨在利用遗传算法的全局搜索能力与鲸鱼优化算法的局部搜索能力，降低天基网络中紧急任务传输的最大时延。此外，本文创新性地提出一种编码方式，压缩了问题的解空间，进一步提升了算法的性能。本文的主要贡献总结如下。

1) 将面向天基网络的紧急任务调度问题建模为整数规划问题，以最小化任务传输的最大时延为优化目标，该问题包含了低轨卫星与中继卫星的容量约束、时间窗约束，分别刻画了天基网络的资源受限性和高动态性，很好地刻画了应急场景的特征。

2) 通过研究整数规划问题的优化变量之间的耦合关系，提出了一种适用于遗传算法的新编码方式，实现了对优化变量的解耦，并建立了优化变量之间的一种映射关系，从而压缩了遗传算法的搜索空间，进而提升了优化问题的求解效率。

3) 鉴于所构建问题解空间大的特性，采用遗传算法的求解架构，增加算法的全局搜索能力，并融合了基于鲸鱼优化算法的局部搜索算法，进一步提升所提算法的局部搜索能力，从而保障了求解紧急任务调度问题的性能。

4) 仿真结果表明，所提算法能够有效实现紧急任务的高效调度，相比已有的算法能够显著减少任务的传输时延，大大提升了天基网络的应急能力。

## 1 系统模型

### 1.1 网络模型

天基网络的紧急数据传输场景示意图如图1所示。在天基网络中，低轨卫星将具有高时间敏感性的紧急数据快速上传，短时间内产生的大量紧急数据通过中继卫星及时回传。

考虑一个天基网络包含 $S$ 颗低轨卫星与 $R$ 颗中继卫星，中继卫星存在多根天线用于接收数据。网

络中的低轨卫星集合用  $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, S\}$  表示, 中继卫星集合用  $\mathcal{R} = \{1, 2, \dots, R\}$  表示。假设天基网络中共存在  $H$  根中继卫星天线, 中继卫星天线集合用  $\mathcal{H} = \{1, 2, \dots, H\}$  表示。将任务调度的时间轴划分为一组固定大小的时隙, 时隙集合用  $\mathcal{T} = \{1, 2, \dots, T\}$  表示, 单个时隙的长度用  $\tau$  表示。

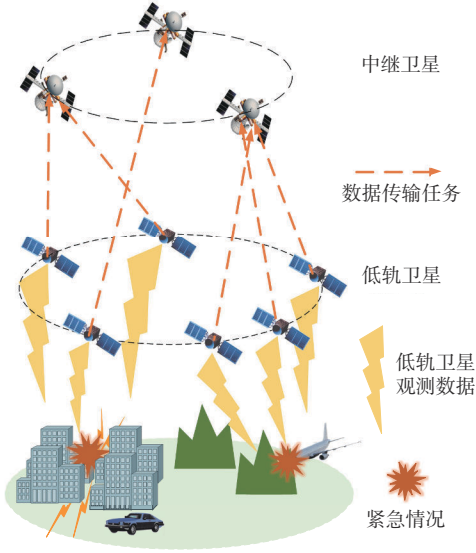


图1 天基网络的紧急数据传输场景示意图

### 1.2 任务模型

定义  $\mathcal{I} = \{1, 2, \dots, I\}$  为紧急任务集合, 对于任意索引为  $i \in \mathcal{I}$  的任务, 用一个三元组  $\langle s_i, a_i, c_i \rangle$  表示任务  $i$  的具体信息, 其中  $s_i \in \mathcal{S}$  为携带任务  $i$  数据的低轨卫星编号,  $a_i \in \mathcal{T}$  表示任务  $i$  产生的时刻,  $c_i$  为任务  $i$  需要传输的数据的比特数。任务以数据包形式传输, 即任务数据可被分割为一定数量的数据包, 并在不同时隙内对这些数据包分别进行传输。对于任意一个任务  $i$ , 定义其成功传输的条件为任务  $i$  的所有数据包均被同一根中继卫星天线接收。所有任务均具有相同的优先级。

此外, 天基网络的网络拓扑具有时变性, 低轨卫星与中继卫星之间的星际链路在不同时隙中的数据传输速率不同, 导致对于任意一个任务  $i$ , 在不同时刻向同一根中继卫星天线传输数据所占用的时隙数量可能不同。因此, 需要定义紧急任务传输时隙长度  $L_{i,h}$ , 表示任务  $i$  向天线  $h$  传输所需要的时隙数量。在本文研究的场景中, 假设任务集合  $\mathcal{I}$  与紧急任务传输时隙长度  $L_{i,h}$  可以提前确定。

### 1.3 时间窗模型

考虑天基网络的通信具有视距特性, 本文采用

时间窗模型对视距特性进行刻画。时间窗表征低轨卫星与中继卫星之间可进行通信的时段, 所有任务必须遵循时间窗约束进行调度。时间窗越大, 代表可进行调度的时隙数量越多, 进而增加成功调度的机会, 有助于降低任务的排队时延。同理, 时间窗的数量越多, 代表可进行调度的时隙数量越多, 也有机会降低任务的排队时延。

对于任务  $i$  所在的低轨卫星  $s_i \in \mathcal{S}$  与中继卫星天线  $h \in \mathcal{H}$ , 定义传输时间窗口索引集合  $\mathcal{K}_{s_i,h}$ , 表示低轨卫星  $s_i$  与中继卫星天线  $h$  互相可视的所有时间窗口的索引。对于传输时间窗口索引集合  $\mathcal{K}_{s_i,h}$  中的任意时间窗口索引  $k$ , 用二元组  $(st_k, ed_k)$  表示索引为  $k$  的时间窗口, 其中  $st_k$  与  $ed_k$  分别表示时间窗口的开始时隙与结束时隙。基于上述定义,  $\mathcal{F}(i, h)$  表示低轨卫星  $s_i$  与中继卫星天线  $h$  之间所有时间窗口中可行的传输时隙集合, 定义为

$$\mathcal{F}(i, h) = \bigcup_{k \in \mathcal{K}_{s_i,h}} [st_k, ed_k] \cap [a_i, T] \quad (1)$$

其中,  $[a_i, T]$  表示任务  $i$  的生命周期, 即任务  $i$  在  $a_i$  时刻产生, 并需要在  $T$  时刻之前完成传输, 对  $[st_k, ed_k]$  与  $[a_i, T]$  取交集得到任务  $i$  在索引为  $k$  的时间窗口内可进行传输的时隙集合。通过对时间窗口索引集合  $\mathcal{K}_{s_i,h}$  中所有索引  $k$  指向的时间窗口取并集, 得到任务  $i$  从低轨卫星  $s_i$  向中继卫星天线  $h$  传输的所有可行时隙集合  $\mathcal{F}(i, h)$ 。进一步地,  $\mathcal{F}(i)$  表示任务  $i$  传输的所有可行时隙集合, 定义如下

$$\mathcal{F}(i) = \bigcup_{h \in \mathcal{H}} \mathcal{F}(i, h) \quad (2)$$

其中, 通过对任务  $i$  与所有中继卫星天线  $h$  的可行传输时隙集合求并集, 得到任务  $i$  的可行传输时隙集合  $\mathcal{F}(i)$ 。这表明: 任一任务  $i$  必须选择在  $\mathcal{F}(i)$  中的时隙进行传输。

## 2 优化问题

考虑应急场景下紧急任务的传输具有时间敏感性, 每个任务都需要尽快完成传输, 因此本文的优化目标是 minimized 所有紧急任务传输的最大总时延。定义二进制决策变量  $x_{i,t}$  与  $y_{i,h}$  用于表示任务调度策略。其中,  $x_{i,t}$  表示编号为  $i$  的任务是否在编号为  $t$  的时隙中进行传输。具体来说,  $x_{i,t} = 1$  表示编号为  $i$  的任务在编号为  $t$  的时隙中进行传输,  $x_{i,t} = 0$  表明编号为  $i$  的任务不在编号为  $t$  的时隙中进行传输。类

似地,  $y_{i,h}$ 表示任务*i*是否向天线*h*进行传输,  $y_{i,h} = 1$ 表示任务*i*向天线*h*进行传输,  $y_{i,h} = 0$ 则表示任务*i*不向天线*h*进行传输。进一步地, 定义函数 $d(i)$ 表示对任务*i*进行数据传输所需的总时延, 计算如下

$$d(i) = \max_{t \in \mathcal{T}} \{x_{i,t}\} - a_i + 1 \quad (3)$$

式(3)通过计算任务*i*的产生时隙与任务*i*进行传输的最后一个时隙之间的时间间隔, 得到了任务*i*传输需要的总时延 $d(i)$ 。

在式(3)的基础上, 定义优化目标函数为

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \max_{i \in \mathcal{I}} \{d(i)\} \quad (4)$$

其中,  $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 表示所有任务传输的最大时延, 其中 $\mathbf{x} = \{x_{i,t}\}$ ,  $\mathbf{y} = \{y_{i,h}\}$ 。基于上述定义, 将面向天基网络的紧急任务调度问题建模为如下带约束的最小化传输任务最大时延优化问题

$$\text{P0: } \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

$$\text{s.t. C1: } \sum_{h \in \mathcal{H}} y_{i,h} = 1, \forall i \in \mathcal{I}, t \in \mathcal{T}$$

$$\text{C2: } \sum_{t \in \mathcal{F}(i,h)} x_{i,t} \geq M(1 - y_{i,h}) + L_{i,h}, \forall i \in \mathcal{I}$$

$$\text{C3: } \sum_{i \in \mathcal{I}} x_{i,t} y_{i,h} \leq 1, \forall h \in \mathcal{H}, t \in \mathcal{T} \quad (5)$$

$$\text{C4: } \sum_{i \in \mathcal{I}} x_{i,t} I_s(s_i) \leq 1, \forall s \in \mathcal{S}, t \in \mathcal{T}$$

$$\text{C5: } x_{i,t} \in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{I}, t \in \mathcal{T}$$

$$\text{C6: } x_{i,t} = 0, \forall i \in \mathcal{I}, t \notin \mathcal{F}(i)$$

$$\text{C7: } y_{i,h} \in \{0, 1\}, \forall i \in \mathcal{I}, h \in \mathcal{H}$$

其中,  $I_s(s_i)$ 为指示函数, 定义为

$$I_s(s_i) = \begin{cases} 1, & s_i = s \\ 0, & s_i \neq s \end{cases}$$

约束C1是任务传输目标约束, 即对于任意一个传输任务, 必须选择唯一的中继卫星天线进行传输。约束C2是任务传输数据量约束, 即对于任意的传输任务*i*, 一旦选择了中继卫星天线*h*, 必须使用数量至少为 $L_{i,h}$ 的时隙进行传输, 确保将所有数据传输完毕。其中 $M$ 是一个绝对值很大的负数, 其作用是在 $y_{i,h}$ 取不同的值的情况下实现对 $x_{i,t}$ 的约束。具体来说, 约束C2不等式左侧表示任务*i*向中继卫星天线*h*传输所消耗的时隙数量。当 $y_{i,h} = 1$ 时, 不等式右侧的值为 $L_{i,h}$ , 此时对应任务*i*选择中继卫星天线*h*进行传输的情况, 因此需要消耗数量为 $L_{i,h}$ 的时隙。当 $y_{i,h} = 0$ 时, 对应任务*i*不选择中继卫星天线*h*进行传输的情况, 因此消耗的时隙数量应为0, 此时不等式右侧的值为 $M + L_{i,h}$ , 这个值必须

小于0, 在实际中可以令 $M = -|\mathcal{T}| - 1$ 。约束C3是中继卫星天线容量约束, 表示对于一个中继卫星天线*h*, 在一个时隙内至多接收一个任务。约束C4是低轨卫星容量约束, 表示对于一个低轨卫星*s*, 在一个时隙内至多传输一个任务。约束C5是二进制变量约束, 限制了 $x_{i,t}$ 的取值范围。约束C6是传输时间窗约束, 即对于任务*i*, 无法在其可行传输时间窗口集合 $\mathcal{F}(i)$ 之外进行传输。约束C7是二进制变量约束, 限制了 $y_{i,h}$ 的取值范围。

求解优化问题P0存在以下3个难点: 首先, 优化问题P0的两个决策变量存在耦合, 导致求解复杂度高; 其次, 优化问题P0是带时间窗约束的并行机调度问题, 是NP难问题, 无法在多项式时间内获得精确解; 最后, 目标函数 $D(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 不光滑, 导致使用传统优化方法性能不佳。由于优化问题P0存在上述的难点, 本文的目的在于在合理时间内设计一个近似算法找到高质量的解。

### 3 基于遗传算法框架的解决方案

目前, 可用于求解优化问题P0的方法主要有元启发式算法、基于机器学习的方法以及动态规划<sup>[30]</sup>。其中, 基于机器学习的方法需要大量的训练和计算开销, 并且算法不易收敛, 而动态规划方法的时空复杂度过高, 在任务数量较多时需要消耗大量时间和计算资源进行求解。因此, 本文使用元启发式算法对问题P0进行求解。

遗传算法是一种元启发式算法, 通过模拟自然选择的过程来寻找问题的近似最优解。在问题P0的求解中, 遗传算法的优势在于可以直接将决策变量编码为染色体的形式, 便于算法在解空间内的搜索。然而, 遗传算法的局部搜索能力不足<sup>[31]</sup>, 导致单独使用遗传算法求得的解质量不高。为了提升遗传算法的局部搜索能力, 本文将鲸鱼优化算法与遗传算法相结合, 使用鲸鱼优化算法对遗传算法产生的解进行优化, 从而提升遗传算法的求解性能。

#### 3.1 优化问题的基因编码

遗传算法是一种模拟生物进化过程的算法, 在遗传算法中, 每一个个体代表遗传算法求出的一个解, 所有个体的集合称为种群。问题的解以基因编码的形式存在于个体中。

由于优化问题P0的决策变量 $x_{i,t}$ 与 $y_{i,h}$ 存在耦合关系, 本文直接对两个变量进行编码会导致解空间

的规模大幅增加，从而降低遗传算法的求解效率与求解质量。为了应对这一挑战，本文采用了分层求解的策略，先使用遗传算法对决策变量 $y_{i,h}$ 进行求解，再根据 $y_{i,h}$ 的取值计算决策变量 $x_{i,t}$ 的值。遗传算法中对优化问题P0的基因编码表示如下。

遗传算法的编码可以表示为向量的形式，定义向量 $\mathbf{e}$ 为使用遗传算法求解P0问题的过程中产生的一个编码，则其长度为 $|\mathcal{I}|$ ，表示每个任务进行传输时选择的中继卫星天线编号，具体来说，向量 $\mathbf{e}$ 中的第 $i$ 位决定了决策变量 $y_{i,h}$ 的值，即对于编号为 $i$ 的任务，向量 $\mathbf{e}$ 中第 $i$ 位 $e_i$ 与 $y_{i,h}$ 满足以下关系

$$y_{i,h} = \begin{cases} 1, & h = e_i \\ 0, & h \neq e_i \end{cases} \quad (6)$$

在 $y_{i,h}$ 的值得到确定后，对 $x_{i,t}$ 进行计算。首先，将所有任务以产生时间 $a_i$ 作为第一关键字，并以紧急任务传输时隙长度 $L_{i,h}$ 作为第二关键字进行升序排序，从而确定任务的执行优先级，排序完成后位次靠前的任务具有更高的优先级。然后，根据任务优先级从高到低的顺序，模拟任务的传输过程。由于此时 $y_{i,h}$ 已知，对于编号为 $i$ 的任务，选择进行传输的中继卫星天线 $h$ 也随之确定，根据任务 $i$ 与中继卫星天线 $h$ 的可行传输时间窗口集合 $\mathcal{F}(i,h)$ ，选择低轨卫星 $s_i$ 与中继卫星天线 $h$ 均未被任务占用的时隙进行传输，从而获得决策变量 $x_{i,t}$ 。最后，根据 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ 计算目标函数的取值，即所有传输任务中的最大时延。

遗传算法进行种群更新的过程需要对个体优劣进行衡量，因此需要引入适应度的概念，并定义适应度计算函数来计算个体的适应度。本文的优化目标是 minimized 传输任务最大时延，因此采用目标函数的倒数作为个体的适应度，即

$$\text{fitness}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{D(\mathbf{x}, \mathbf{y})} \quad (7)$$

其中， $\text{fitness}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为适应度函数。使用目标函数的倒数定义适应度函数，是因为问题P0的优化目标是 minimized 传输任务的最大时延，如此定义保证了目标函数的值越小，个体的适应度越高，即个体在种群中的竞争力越强。

### 3.2 种群初始化与更新策略

本文采用等概率随机的策略对种群进行初始化，这是为了使初始种群在解空间内的分布尽可能均匀，从而避免遗传算法快速陷入局部最优解。具

体来说，定义 $P$ 为种群规模，在种群初始化阶段，生成数量为 $P$ 的个体，在初始化每个个体的编码时，根据编码向量 $\mathbf{e}$ 与决策变量 $y_{i,h}$ 之间的关系，定义 $e_i$ 表示编码向量 $\mathbf{e}$ 第 $i$ 位的编码信息， $e_i$ 从区间 $[1, |\mathcal{I}|]$ 中等概率随机生成， $e_i$ 即任务 $i$ 选择的中继卫星天线编号。

本文采用的种群更新策略为截断更新，即在每次迭代后计算种群中所有个体的适应度，并将所有个体根据适应度降序排列，选择适应度最大的 $P$ 个个体作为新一代的种群。截断更新策略保证了遗传算法每次进行种群更新时保留的都是种群中最优的个体。在优化问题P0的求解中，相比遗传算法常用的轮盘赌更新策略与锦标赛更新策略，使用截断更新策略的遗传算法产生的解具有更高的质量。

### 3.3 交叉与突变

交叉与突变是遗传算法在迭代过程中产生新个体的主要方法。定义向量 $\mathbf{e}(t_c)$ 表示迭代轮数为 $t_c$ 时的一个个体的编码，迭代轮数 $t_c \in [1, T_{\max}]$ ，其中 $T_{\max}$ 表示算法的迭代次数上限，迭代轮数达到 $T_{\max}$ 时算法终止。

本文采用的交叉操作如下：在每一轮迭代中，每个个体发生基因交叉，并生成新个体的概率为 $p_c$ 。假设当前迭代的轮数为 $t_c$ ，当个体的编码 $\mathbf{e}(t_c)$ 发生交叉时，首先生成一个新个体，其编码 $\mathbf{e}(t_c + 1) = \mathbf{e}(t_c)$ ，随后从 $t_c$ 这一轮的种群中等概率随机选择一个其他个体的编码 $\mathbf{e}'(t_c)$ 作为交叉的对象，并随机产生一个下标 $j \in [1, |\mathcal{I}|]$ 作为交叉的起始位置，将 $\mathbf{e}(t_c + 1)$ 的编码从 $j$ 开始的部分替换成 $\mathbf{e}'(t_c)$ 的编码中从 $j$ 开始的部分，从而实现基因的交叉。

本文采用的突变操作如下：在每一轮迭代中，每个个体有 $p_x$ 的概率发生基因突变，其中 $p_x$ 为突变概率。假设当前迭代的轮数为 $t_c$ ，当个体发生突变时，首先生成一个新个体，其编码 $\mathbf{e}(t_c + 1) = \mathbf{e}(t_c)$ ，之后随机产生一个下标 $j \in [1, |\mathcal{I}|]$ 作为编码 $\mathbf{e}(t_c + 1)$ 中突变的位置，将该位置的编码等概率替换为区间 $[1, |\mathcal{I}|]$ 中的一个不同的整数，作为突变后这一位的编码。

### 3.4 基于鲸鱼优化算法的局部搜索

鲸鱼优化算法是一种新型元启发式优化算法<sup>[32]</sup>。不同于遗传算法基于物种进化的原理，鲸鱼优化算法是一种基于群体的元启发式优化算法，具

体来说，其模拟了座头鲸群体的捕猎过程。该算法最大的特点在于引入了鲸鱼特有的气泡网捕食机制，并将这种机制用于对最优解的搜索。与遗传算法相比，鲸鱼优化算法具有在后续迭代中保留搜索空间信息的优势<sup>[33]</sup>，这使得鲸鱼优化算法具有高效的局部搜索能力。因此，本文使用鲸鱼优化算法对遗传算法的局部搜索能力进行改进。

虽然鲸鱼优化算法在大量优化问题的求解中具有优秀的性能，但是直接使用鲸鱼优化算法求解P0问题效果并不理想。这是因为作为一种基于群体的元启发式优化算法，鲸鱼优化算法的性能很大程度上取决于种群中鲸鱼个体的位置。全局最优解的位置在搜索空间中是未知的，鲸鱼优化算法假设当前得到的最优解在全局最优解的附近，并将其标记为鲸鱼的猎物的位置。在搜索过程中，多条鲸鱼个体从不同的方向包围猎物，从而在这些鲸鱼的运动过程中寻找更优的解。鲸鱼优化算法适用于求解实数域的数值优化问题，这是因为对于此类问题，目标函数一般是连续函数，在一定范围内，目标函数与自变量之间存在单调递增或者单调递减的关系<sup>[23]</sup>。然而，优化问题P0并非实数域的数值优化问题，并且用于求解任务调度问题的整数编码方式导致了编码中每一位的取值范围均不具备偏序关系，即对于两个不同的编码向量 $\mathbf{e}$ 和 $\mathbf{e}'$ ，如果各自的第 $i$ 位满足 $e_i < e'_i$ 的关系，并不能说明对于编号为 $i$ 的任务，两种编码产生的调度决策所对应的目标函数之间存在某种大小关系，只能表示这两种编码产生的决策将编号为 $i$ 的任务调度到了不同的中继卫星天线上。因此，直接使用鲸鱼优化算法性能不佳。

虽然鲸鱼优化算法在P0问题求解中存在缺陷，但是其搜索策略仍具有利用的价值。有研究表明<sup>[18, 20, 34]</sup>，将一种元启发式算法的策略用于优化另一种元启发式算法，也有助于实现算法性能的提升。因此，本文使用鲸鱼优化算法对遗传算法产生的解进行优化。鲸鱼优化算法的搜索策略如下。

使用鲸鱼优化算法求解问题需要将问题的可行解建模为鲸鱼的位置向量。基于第3.1节中的基因编码，本文将遗传算法种群中的每个个体视为鲸鱼优化算法种群中的一条鲸鱼，具体来说，令 $t_c$ 表示当前的迭代轮次，编码向量 $\mathbf{e}(t_c)$ 是遗传算法产生的一个个体，定义鲸鱼位置向量为 $\mathbf{w}(t_c)$ ，表示鲸鱼种群中一条鲸鱼的位置向量， $\mathbf{w}(t_c) = \mathbf{e}(t_c)$ 。

在搜索过程中，每一条鲸鱼需要从下列3种策略中选择一种执行。

1) 收缩包围策略：执行该策略表示鲸鱼优化算法正在利用当前已经发现的最优解，使鲸鱼个体在向当前最优解靠近的过程中寻找质量更高的解。该策略模拟了鲸鱼发现猎物后环绕并包围猎物的行为，表现为鲸鱼向种群中的最优个体靠近。鲸鱼的位置更新方式如下

$$\mathbf{w}(t_c + 1) = \mathbf{w}^*(t_c) - A \cdot \mathbf{d} \quad (8)$$

其中， $\mathbf{d} = |C \cdot \mathbf{w}^*(t_c) - \mathbf{e}(t_c)|$ ， $\mathbf{w}^*(t_c)$ 表示鲸鱼优化算法搜索到的当前最优解对应的鲸鱼的位置向量， $|\cdot|$ 表示对向量中每一位元素取绝对值， $A$ 与 $C$ 是系统参数，其计算式如下

$$A = 4r_1 \cdot \frac{T_{\max} - t_c}{T_{\max}} \quad (9)$$

$$C = 2r_2 \quad (10)$$

其中， $r_1$ 、 $r_2$ 是 $[0, 1]$ 中服从均匀分布的随机数。

2) 寻找猎物策略：执行该策略表示鲸鱼优化算法正在对解空间进行探索，使鲸鱼个体向种群中随机个体的方向运动，避免陷入局部最优解。该策略模拟了自然界中鲸鱼寻找猎物的行为，鲸鱼的位置更新方式如下

$$\mathbf{w}(t_c + 1) = \mathbf{w}^{\text{rand}}(t_c) - A \cdot \mathbf{d}' \quad (11)$$

其中， $\mathbf{d}' = |C \cdot \mathbf{w}^{\text{rand}}(t_c) - \mathbf{w}(t_c)|$ ， $\mathbf{w}^{\text{rand}}(t_c)$ 为鲸鱼优化算法迭代到轮次 $t_c$ 时种群中的一条随机鲸鱼的位置向量。

3) 气泡网攻击策略：执行该策略表示鲸鱼优化算法正在利用当前已经发现的最优解，使鲸鱼个体在向当前最优解靠近的过程中寻找质量更高的解。与收缩包围策略不同，该策略模拟的是鲸鱼使用气泡网攻击猎物的行为，在气泡网攻击策略鲸鱼的位置更新方式如下

$$\mathbf{w}(t_c + 1) = \mathbf{d}'' \cdot \exp(l) \cos(2\pi l) + \mathbf{w}^*(t_c) \quad (12)$$

其中， $\mathbf{d}'' = |\mathbf{w}^*(t_c) - \mathbf{w}(t_c)|$ ， $l$ 是 $[0, 1]$ 中的随机数。式(12)是鲸鱼优化算法对于座头鲸特有的螺旋形运动轨迹的拟合，在鲸鱼个体根据式(12)进行运动时，其轨迹是一条对数螺线。

在局部搜索过程中，鲸鱼个体在每一轮迭代中需要从上述3种策略中选择一种，其具体选择由系统参数 $A$ 和探索概率 $p_w$ 共同决定，其中，探索概率 $p_w$ 是 $[0, 1]$ 中服从均匀分布的随机数。具体来说，鲸鱼的动作选择依据如下。

1)  $p \in [0, p_w)$  且  $|A| < 1$  时, 根据式(8)对个体位置进行更新。

2)  $p \in [0, p_w)$  且  $|A| \geq 1$  时, 根据式(11)对个体位置进行更新。

3)  $p \in [p_w, 1]$  时, 根据式(12)更新个体位置。

### 3.5 算法流程

为了在使用鲸鱼优化算法对遗传算法产生的解进行优化的同时不影响遗传算法的性能, 本文在遗传算法无法对当前最优解进行改进时使用鲸鱼优化算法进行局部搜索, 在鲸鱼优化算法成功对解进行优化后, 以一定概率返回遗传算法进行求解。具体来说, 算法的流程如下。

**算法 1** 基于鲸鱼算法优化的遗传算法架构

**输入:** 低轨卫星集合  $\mathcal{S}$ , 中继卫星天线集合  $\mathcal{H}$ , 任务集合  $\mathcal{I}$ , 所有紧急任务传输时隙长度  $\{L_{i,h}\}$ , 所有任务的可行时隙集合  $\{\mathcal{F}(i)\}$ , 迭代次数上限  $T_{\max}$ , 收敛阈值  $T_b$ , 种群规模  $P$ , 交叉概率  $p_c$ , 突变概率  $p_x$ , 探索概率  $p_w$ , 转换概率  $p_s$ 。

**输出:** 最优个体  $I_{\text{best}}$ 。

初始化种群  $\mathcal{P}$ ;

初始化:  $LS \leftarrow \text{False}$ ,  $t_{\text{count}} \leftarrow 0$ ;  $I_{\text{best}} = \arg \max_{i \in \mathcal{P}} \text{fitness}(i)$ , 即  $I_{\text{best}}$  为种群中适应度最高的个体;

**for**  $t_c = 1:T_{\max}$

**if**  $LS = \text{True}$ :

**for each**  $i \in \mathcal{P}$

使用鲸鱼优化算法更新个体  $i$  位置;

**end for**

**else**

**for each**  $i \in \mathcal{P}$

使用交叉操作产生新个体;

使用突变操作产生新个体;

**end for**

更新种群;

**end if**

**if**  $\text{fitness}(I_{\text{best}}) < \arg \max_{i \in \mathcal{P}} \text{fitness}(i)$ :

$I_{\text{best}} = \arg \max_{i \in \mathcal{P}} \text{fitness}(i)$ ;

**if**  $LS = \text{True}$

以  $p_s$  概率设置  $LS \leftarrow \text{False}$ ;

**end if**

**end if**

**if**  $t_{\text{count}} = T_b$ :

**if**  $LS = \text{False}$ :

修改  $LS \leftarrow \text{True}$

重置  $t_{\text{count}} \leftarrow 0$ ;

**else**

**break**;

**end if**

**end if**

**end for**

其中, 收敛阈值  $T_b$  是一个用于调节算法性能的参数, 当算法连续进行  $T_b$  轮迭代后没有对当前最优解做出改进时, 视为已经收敛到最优解, 算法终止。转换概率  $p_s$  表示从鲸鱼优化算法返回遗传算法的概率, 如果设置  $p_s$  值较大, 则以较大频率选择遗传算法进行搜索, 从而增强算法的全局搜索能力; 如果设置  $p_s$  值较小, 则以较大频率选择鲸鱼优化算法进行搜索, 从而增强算法的局部搜索能力。在实际应用中, 一种思路是根据经验值设置  $p_s$  为一个固定值, 另一种思路是在算法迭代过程中动态调整  $p_s$ 。具体而言, 可以设置随着迭代轮数增加逐渐减少  $p_s$  的数值, 进而逐步增强算法的局部搜索能力, 有利于算法快速收敛。LS 是一个布尔变量, 用于确定是否使用鲸鱼优化算法进行局部搜索。  $t_{\text{count}}$  表示连续未对当前最优解产生改进的迭代轮数。

## 4 仿真测试

本节通过仿真测试评估了本文所提的基于鲸鱼算法优化的遗传算法的收敛性与高效性, 在不同的任务数量下测试了算法的收敛性, 对算法性能随系统参数变化的趋势进行了研究, 并比较了不同算法之间性能的差异。

### 4.1 参数设置

本文的仿真场景模拟的天基网络包含 20 颗低轨卫星与 4 颗中继卫星, 其中每颗中继卫星上有 3 根接收天线。时隙数量设置为  $|\mathcal{T}| = 1440$ , 每个时隙的长度设置为 1 min, 数据包大小设置为 6 MB。为了模拟实际场景, 仿真的时间窗模型与任务模型根据文献[13]提出的短处理时间与短时间窗的数据模型设计, 在该数据模型中, 卫星之间通信的时间窗宽度由任务的处理时间与时间窗紧度共同决定, 其中时间窗紧度是一个参数, 用于衡量时间窗宽度

与任务传输时间之间的关系。在短处理时间与短时间窗模型中，时间窗紧度是(0.5,1)中的值，即最大的时间窗宽度不超过任务传输所需的时隙数量的两倍。任务数据依据文中提供的概率分布生成，任务数量为45，平均一个任务需要42个时隙完成数据传输。

#### 4.2 算法的收敛性

图2展示了在任务数量为40、45和50时，本文所提算法在迭代过程中求出的目标函数随算法迭代轮数变化的关系。在测试中，收敛阈值 $T_0$ 设置为20。从图2可以看出，任务最大时延开始随算法迭代轮数的增加而减少，最终不可避免地收敛于一个最小值，这说明本文提出的算法能够收敛到一个质量较高的解，具有良好的收敛性。此外，在图2的3条曲线中，代表任务数量更多的曲线最终收敛到的目标函数值也越大，说明任务数量的增加会加大天基网络的负载，并且增加算法的搜索空间，从而导致优化目标的增加。结合图2中的3条曲线可知，本文所提算法在经过80轮左右的迭代后会收敛，这说明所提算法的收敛速度较快，在实际应用中可以通过合理设置迭代次数上限 $T_{max}$ 的数值，在保证算法收敛性的同时降低算法的时间复杂度。

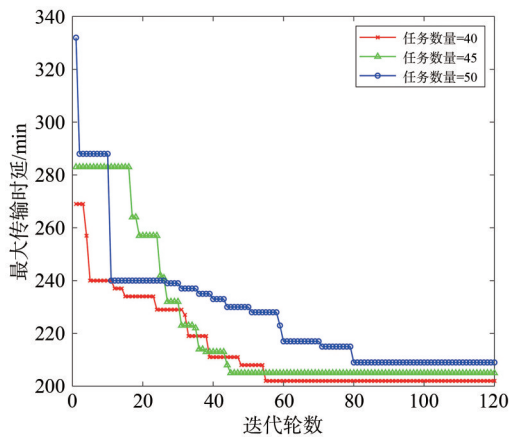


图2 目标函数随算法迭代轮数变化的关系

#### 4.3 算法性能测试

本节对所提算法性能随系统参数的变化进行研究，并通过所提算法与遗传算法和鲸鱼优化算法以及COEAS之间的对比，测试算法求解天基网络的紧急任务调度问题的性能。为了保证测试的公平性，仿真将COEAS优化的目标函数修改为本文提出的目标函数，并对适应度计算方法进行了相应修改，从而使其适应本文研究的场景。

图3展示了目标函数随中继卫星数量变化的关系。在该测试中，每颗中继卫星的天线数量设置为1。从图3可以看出，任务的最大时延随着中继卫星的数量增加而减少，最后趋于收敛。前期目标函数减小是因为随着中继卫星数量的增加，在同一时隙内可以接收任务数据的中继卫星天线的数量也随之增加，因此网络的数据传输能力也得到了提升。当中继卫星数量超过15时，任务最大时延收敛到140 min附近，这是因为此时任务的积压主要产生于低轨卫星处，低轨卫星存在容量约束，一颗低轨卫星在一个时隙内至多进行一个任务的传输，这种任务积压无法通过增加中继卫星的数量来缓解。对比图3中4种算法的表现，可以发现本文所提算法优于3种对比算法。其中，本文所提算法与遗传算法的求解效果较好，其原因在于本文所提算法和遗传算法具有更强的全局搜索能力。对比遗传算法，本文所提算法提升了局部搜索能力，因此表现更优。由此可知，本文所提的算法能够针对最小化紧急任务传输的最大时延这一优化问题求出高质量的解，从而生成合理的任务调度方案，降低紧急任务传输的最大时延。

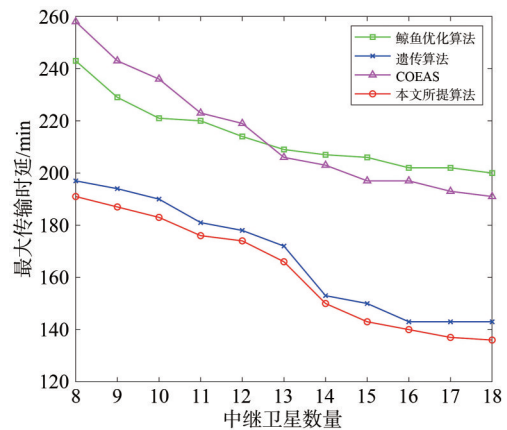


图3 目标函数随中继卫星数量变化的关系

图4展示了目标函数随中继卫星天线数量变化的关系。在该测试中，中继卫星的数量设置为4。从图4可以看出，随着中继卫星天线数量的增加，目标函数逐渐减小，这是因为随着中继卫星天线数量的增加，在同一时隙内可以接收更多的任务，从而降低了所有数据传输任务的最大时延。对比图4中4种算法的表现，在中继卫星天线数量较少的场景中，算法的全局搜索能力比局部搜索能力对求解质量的影响更显著，因此本文所提算法与遗传算法

的求解质量更高，而鲸鱼优化算法和 COEAS 由于过早陷入了局部最优解，求解质量不高。仿真结果表明，本文所提算法能够在不同数量中继卫星的场景中对最小化所有数据传输任务的最大时延这一优化问题求出高质量的解。

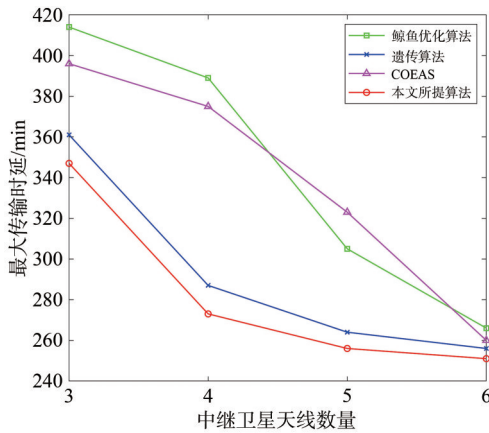


图4 目标函数随中继卫星天线数量变化的关系

图5展示了目标函数随任务数量变化的关系。从图5可以看出，随着任务数量的增加，所有数据传输任务的最大时延呈上升趋势。在任务数量不超过50时，任务最大时延略高于200 min，而当任务数量超过50时，最大时延显著上升，这是因为在任务数量过多的情况下，网络无法维持任务到达速率与数据传输速率的平衡，后续到达的任务的等待时间急剧上升。这个现象说明仿真的网络环境的任务承载上限约为50。对比图5中4种算法的表现，可以看出本文所提算法在任务数量不超过45时性能略微优于遗传算法与COEAS，显著优于鲸鱼优化算法，在任务数量超过45时，本文所提算法优于3种对比算法。由此可知，本文所提算法能够在

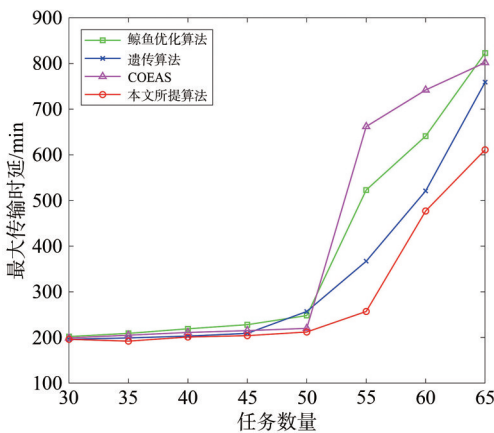


图5 目标函数随任务数量变化的关系

不同任务数量的场景中降低紧急任务传输的最大时延，并在大任务数量场景下更具优势。

### 5 结束语

本文根据当前天基网络现状，从紧急任务调度场景展开研究，旨在提升天基网络应急能力，降低高时间敏感性任务传输的最大时延，设计了基于遗传算法的编码方式，并提出了融合遗传算法与鲸鱼优化算法的求解架构，提升了搜索效率与求解质量。仿真结果表明，本文所提算法具有良好的收敛性，且能有效减少紧急数据传输任务的最大时延。

### 参考文献:

- [1] 周笛, 盛敏, 郝琪, 等. 巨型星座系统的网络运维与资源管控技术[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(1): 26-35.  
ZHOU D, SHENG M, HAO Q, et al. Network operation, maintenance and resource management in mega constellation system[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 26-35.
- [2] FENG H L, CUI Z Q, HAN C Z, et al. Bidirectional green promotion of 6G and AI: architecture, solutions, and platform[J]. IEEE Network, 2021, 35(6): 57-63.
- [3] MENG X, ZHANG N, JIAN M N, et al. Channel modeling and estimation for reconfigurable-intelligent-surface-based 6G SAGIN IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(11): 9273-9282.
- [4] QI F, MANG G, ZHANG S W, et al. A multi-layer architecture for space-air-ground network and IoT services[C]//Proceedings of the 2021 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1809-1813.
- [5] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术: 探索与展望[J]. 物联网学报, 2020, 4(3): 1-19.  
SHEN X M, CHENG N, ZHOU H B, et al. Space-air-ground integrated networks: review and prospect[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(3): 1-19.
- [6] CUI H X, ZHANG J, GENG Y H, et al. Space-air-ground integrated network (SAGIN) for 6G: requirements, architecture and challenges[J]. China Communications, 2022, 19(2): 90-108.
- [7] HASSAN N U L, HUANG C W, YUEN C, et al. Dense small satellite networks for modern terrestrial communication systems: benefits, infrastructure, and technologies[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(5): 96-103.
- [8] ZHOU D, SHENG M, LI J D, et al. Aerospace integrated networks innovation for empowering 6G: a survey and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 975-1019.
- [9] ABDELSEDEK M Y, KARABULUT-KURT G, YANIKOMEROGLU H, et al. Broadband connectivity for handheld devices via LEO

- satellites: is distributed massive MIMO the answer? [J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2023, 4: 713-726.
- [10] JI S J, ZHOU D, SHENG M, et al. Dynamic space-ground integrated mobility management strategy for mega LEO satellite constellations[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(9): 11043-11060.
- [11] MAO S, LIU L, HOU X W, et al. Multi-domain resource management for space-air-ground integrated sensing, communication, and computation networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(12): 3380-3394.
- [12] XIAO Y L, ZHANG T, SUN M. Geographical addressing strategy for space-ground integrated network[J]. International Journal of Satellite Communications and Networking, 2021, 39(2): 178-192.
- [13] ROJANASOONTHON S. Parallel machine scheduling with time windows [D]. Austin, USA: University of Texas at Austin, 2004.
- [14] LV Z Q, AN N, FAN C B, et al. Research on satellite laser ranging observation task scheduling method[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(4): 1-9.
- [15] FEI H X, ZHANG X, LONG J, et al. Towards multi-satellite collaborative computing via task scheduling based on genetic algorithm[J]. Aerospace, 2023, 10(2): 95.
- [16] HE L J, LIANG B, LI J D, et al. Joint observation and transmission scheduling in agile satellite networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022, 21(12): 4381-4396.
- [17] XIONG M H, XIONG W, LIU Z. A co-evolutionary algorithm with elite archive strategy for generating diverse high-quality satellite range schedules[J]. Complex & Intelligent Systems, 2023, 9(5): 5157-5172.
- [18] LIU Y, ZHANG S Y, HU H Y. A simulated annealing algorithm with tabu list for the multi-satellite downlink schedule problem considering waiting time[J]. Aerospace, 2022, 9(5): 235.
- [19] HU Y F, GONG W B. An on-orbit task-offloading strategy based on satellite edge computing[J]. Sensors, 2023, 23(9): 4271.
- [20] ABABNEH J. A hybrid approach based on grey wolf and whale optimization algorithms for solving cloud task scheduling problem [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 3517145.
- [21] LIU H S, CHEN Q Y, PAN N, et al. Three-dimensional mountain complex terrain and heterogeneous multi-UAV cooperative combat mission planning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 197407-197419.
- [22] ZHANG J W, XING L N, PENG G S, et al. A large-scale multiobjective satellite data transmission scheduling algorithm based on SVM+NSGA-II[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 50: 100560.
- [23] GAO X Z, ZHANG H B, YU T H, et al. Autonomous mission planning for multi-agile earth observation satellites using whale optimization algorithm[C]//Proceedings of the 2020 Chinese Automation Congress (CAC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 4102-4107.
- [24] MAO H Z, SCHWARZKOPF M, VENKATAKRISHNAN S B, et al. Learning scheduling algorithms for data processing clusters[C]//Proceedings of the ACM Special Interest Group on Data Communication. New York: ACM, 2019: 270-288.
- [25] HUANG Y X, MU Z C, WU S F, et al. Revising the observation satellite scheduling problem based on deep reinforcement learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2377.
- [26] WEN Z J, LIU Y, ZHANG S Y, et al. Scheduling observation tasks for large-scale satellite constellation[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2746(1): 012040.
- [27] LI G H, LI X F, LI J, et al. PTMB: an online satellite task scheduling framework based on pre-trained Markov decision process for multi-task scenario[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 284: 111339.
- [28] QIAO Z M, YANG W B, LI F, et al. Satellite communication resource scheduling using a dynamic weight-based soft actor critic reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2024, 12: 111653-111662.
- [29] TANG Q Q, XIE R C, FANG Z R, et al. Joint service deployment and task scheduling for satellite edge computing: a two-timescale hierarchical approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2024, 42(5): 1063-1079.
- [30] PENG G S, SONG G P, XING L N, et al. An exact algorithm for agile earth observation satellite scheduling with time-dependent profits[J]. Computers & Operations Research, 2020, 120: 104946.
- [31] NEMATPOUR M, IZADKHAH H, MAHAN F. Enhanced genetic algorithm with some heuristic principles for task graph scheduling[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(2): 1784-1813.
- [32] SREENU K, SREELATHA M. W-Scheduler: whale optimization for task scheduling in cloud computing[J]. Cluster Computing, 2019, 22(1): 1087-1098.
- [33] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [34] XU L Z, YU C H, WU B, et al. A hybrid genetic algorithm for ground station scheduling problems[J]. Applied Sciences, 2024, 14(12): 5045.

#### [作者简介]



李喆元(2001-), 男, 西北工业大学软件学院硕士生, 主要研究方向为空天地一体化网络、无线通信。



何立军(1989-), 男, 博士, 中国矿业大学信息与控制工程学院副教授, 主要研究方向为空天地一体化网络、无人机组网、无线通信。



贾子晔(1990-), 女, 博士, 南京航空航天大学电子信息工程学院副教授, 主要研究方向为低空物联网、无人机、空天地一体化网络。



汪彦婷(1989-), 女, 博士, 西北工业大学软件学院讲师, 主要研究方向为边缘计算、群智网络、模型剪枝。



李泊慷(1998-), 男, 香港城市大学计算学院硕士生, 主要研究方向为大数据分析。



闵明慧(1991-), 女, 博士, 中国矿业大学信息与控制工程学院讲师, 主要研究方向为无线通信、网络安全、隐私保护、强化学习。