

基于AoI的低轨卫星网络动态用户调度与资源分配算法

戴叶玲, 郭焱, 刘笑宇, 韩略*, 林敏

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏南京 210003)

摘要: 针对低轨(Low Earth Orbit, LEO)卫星网络上行接入场景中用户规模庞大、业务产生随机、信息时效需求差异显著以及卫星载荷受限等问题, 本文提出一种基于信息年龄(Age of Information, AoI)的动态用户调度与资源分配算法。具体来说, 在考虑用户数据包随机产生的情况下, 以最小化系统长时平均发射功率为优化目标, 在满足用户最大长时平均AoI、每时隙受调用户数和服务质量(Quality of Service, QoS)需求的多重约束下, 构建包含用户调度、波束成形与功率分配的长时联合优化问题, 旨在保障用户信息时效性的同时有效降低系统长时平均功耗。鉴于该问题同时包含长时目标与约束, 且优化变量相互耦合, 难以直接求解, 首先基于用户数据包产生的伯努利分布特性, 引入李雅普诺夫优化理论, 将原长时优化问题转化为逐时隙可解的漂移加惩罚上界最小化问题, 从而实现在线动态决策并保证AoI约束的长期可满足性。接着, 针对大规模用户接入场景下调度复杂度随用户数指数增长的问题, 进一步基于用户角度信息设计谱聚类分组方法, 将空间相关性低的用户划分至同组, 从而降低组内干扰并提高传输可靠性。在此基础上, 构造融合用户AoI状态、数据包产生特性及预估功耗的调度代价函数, 实现兼顾信息时效性与功耗的低复杂度动态用户调度策略。在资源分配阶段, 针对受调用户集相关波束成形与发射功率非凸耦合的问题, 结合S-procedure与泰勒展开方法, 将原非凸约束逐步转化为凸约束, 从而设计满足QoS与功率约束的最优资源分配算法。最后, 通过计算机对所提算法进行仿真验证。结果表明, 相比于固定数量调度算法、贪婪AoI调度算法以及最小均方误差算法, 所提算法在不同用户规模和AoI约束条件下均能有效保证用户信息时效性需求, 并显著降低系统长时平均功耗, 验证了所提算法在LEO卫星网络多用户接入场景中的有效性与优越性。

关键词: LEO卫星网络; 上行接入; AoI; 动态用户调度; 资源分配; 李雅普诺夫优化

基金项目: 国家自然科学基金(No.62471255, No.62501310); 南京邮电大学引进人才自然科学研究启动基金(No.NY222114, No.NY224068); 江苏省高等学校自然科学研究项目(No.24KJB510029); 江苏省研究生科研与实践创新计划(No.KYCX25_1106, No.KYCX24_1178)

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)01-0318-11

电子学报URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250996

AoI-Based Dynamic User Scheduling and Resource Allocation Algorithm in LEO Satellite Networks

DAI Yeling, GUO Yan, LIU Xiaoyu, HAN Lue*, LIN Min

(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: For the multi-user uplink access scenario in low-earth orbit (LEO) satellite networks, the system faces significant challenges arising from large-scale user populations, stochastic traffic arrivals, heterogeneous information timeliness requirements, and stringent onboard constraints. To address these issues, this paper proposes an age of information (AoI)-based dynamic user scheduling and resource allocation algorithm, aiming to guarantee information timeliness while effectively reducing the long-term average transmit power. Specifically, under random packet arrivals modeled as Bernoulli processes, the long-term average transmit power minimization problem is formulated subject to constraints on users' maximum long-term average AoI, the per-slot number of scheduled users, and quality-of-service (QoS) requirements. The resulting optimization problem jointly considers user scheduling, beamforming, and power allocation, and is characterized by long-term objectives and constraints as well as coupling among optimization variables, which renders it intractable for direct solution. To overcome this challenge, Lyapunov optimization theory is employed to transform the original long-term

problem into a per-slot drift-plus-penalty minimization problem, enabling online decision-making while ensuring the long-term satisfaction of AoI constraints. Furthermore, to mitigate the exponential growth in scheduling complexity with respect to the number of users, a spectral clustering-based grouping method is developed based on users' angular information, which groups spatially weakly correlated users together to reduce intra-group interference and enhance transmission reliability. On this basis, a low-complexity dynamic scheduling policy is designed via a scheduling cost function that jointly incorporates users' AoI states, packet arrival characteristics, and estimated power consumption, achieving a balanced tradeoff between information freshness and power consumption. For the resource allocation stage, the non-convex coupling between beamforming and transmit power of pertinent scheduled user set is addressed by leveraging the S-procedure and Taylor series expansion, whereby the original non-convex constraints are transformed into convex forms, yielding an optimal QoS-satisfied and power-constrained resource allocation algorithm. Simulation results demonstrate that, compared with fixed-size scheduling, greedy AoI-based scheduling, and minimum mean square error-based schemes, the proposed algorithm effectively satisfies information timeliness requirements while significantly reducing the long-term average transmit power under various user scales and AoI constraints, establishing the proposed algorithm as an effective and superior solution for multi-user LEO satellite access.

Keywords: LEO satellite networks; uplink access; AoI; dynamic user scheduling; resource allocation; Lyapunov optimization

Foundation Item(s): The National Natural Science Foundation of China (No.62471255, No.62501310); The Natural Science Foundation of Nanjing University of Posts and Telecommunications (No.NY222114, No.NY224068); The Natural Science Foundation of the Jiangsu Higher Education Institutions of China (No.24KJB510029); The Postgraduate Research and Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No.KYCX25_1106, No.KYCX24_1178)

0 引言

随着第六代移动通信技术(The 6th Generation Mobile Technology, 6G)的发展,全球通信网络正迈向万物智联、数字孪生的新时代^[1-2]。相比于第五代移动通信技术,6G 不仅追求更高数据速率与更低时延,还聚焦于实现全球无缝覆盖及极端环境下的可靠通信。在此背景下,低轨(Low Earth Orbit, LEO)卫星网络凭借覆盖范围广、传播时延低等优势,正成为 6G 空天地一体化网络的重要组成部分^[3]。

然而,随着 LEO 卫星服务用户数增多,如何在保证用户服务质量需求(Quality of Service, QoS)的前提下有效降低载荷受限的 LEO 卫星网络功耗,已成为当前重要研究课题。目前,已有研究设计传输方案来降低 LEO 卫星网络功耗。文献[4]针对 LEO 卫星采用空分多址接入(Space Division Multiple Access, SDMA)服务地面用户的场景,在满足功率放大器最大功率限制和 QoS 需求下构建总发射功率最小化问题,通过设计无干扰波束成形方案降低系统功耗。然而,该方法侧重单时隙功率优化,难以应对用户任务随机到达以及 LEO 卫星网络服务周期内持续稳定运行的功耗管理需求。为此,文献[5]研究计算任务随机到达的卸载场景,构建保证任务队列长时稳定的地面用户和 LEO 卫星的平均总发射功率最小化问题,通过李雅普诺夫方法转化为单时隙子问题,并结合深度强化学习在线求解优化算法,从而降低系统功耗并实现通信计算资源合理分配。尽管上述方案都能降

低系统功耗,但文献[4]和文献[5]均假设每时隙同时服务所有用户,系统资源竞争与用户间干扰势必随 LEO 卫星服务用户数激增而显著增加,也将导致相关方案在大规模用户场景下的性能折损。因此,有必要通过联合设计用户调度与功率分配策略以缓解资源竞争与用户间干扰,并进一步降低系统功耗。鉴于此,文献[6]针对大规模用户接入需求,提出了基于深度 Q 网络的时隙分配算法与功率分配方案,在满足所有用户 QoS 需求的基础上,显著降低了系统功耗与计算复杂度。

另一方面,随着多样化应用对信息新鲜度的要求不断提高,LEO 卫星网络还应在设计传输方案时关注信息时效性。为此,研究者们开始将信息年龄(Age of Information, AoI)作为卫星网络的性能衡量指标^[7-9]。与传播时延^[10]不同,AoI 不仅关注数据包的传输过程,还考虑用户侧等待时间、信息更新频率、传输成功概率等多重因素的影响,从而能反映卫星服务周期内用户的信息时效性。目前已有文献,通过提高传输频率^[8]或有限传输机会内的传输成功率^[9]来降低 AoI,但不可避免都增加了系统功耗。因此,有必要设计兼顾信息时效性与功耗的传输方案。文献[11]用可调节的自适应卫星波束服务随机分布的用户,通过联合优化用户配对与点波束宽度,实现了平均 AoI 和功率的最小化。针对大规模用户接入场景,文献[12]联合波束成形和调度策略优化,在满足所有用户最大长时平均 AoI 和 QoS 需求的情况下,有效降低了系统

长时平均功耗。虽然上述研究在降低系统功耗和保障信息时效性方面取得了一定进展,但仅考虑数据包持续产生的理想化场景,未能体现实际数据包到达的随机特性,并忽略了数据包的缓冲与排队过程,即对用户信息时效性的评估偏于理想化,低估时效性约束对系统功耗的影响,从而导致传输方案难以满足用户实际的时效性需求。因此,在 LEO 卫星网络中,如何在数据包随机产生场景下,设计高效的用户调度与资源分配算法,在保障所有用户时效性需求的同时,进一步降低系统发射功耗,仍是个亟待解决的问题。

针对上述问题,本文考虑 LEO 卫星网络中多用户上行接入场景,提出基于 AoI 的动态用户调度与资源分配算法,旨在保障信息时效性并降低系统功耗。首先,在 LEO 卫星搭载均匀平面阵(Uniform Planar Array, UPA)并采用 SDMA 服务地面用户的情况下,以最大长时平均 AoI、每时隙受调用户数及 QoS 需求为约束,建立长时平均功率最小化问题。其次,利用用户数据包到达的伯努利分布特性与李雅普诺夫优化方法,将原问题转化为逐时隙可解的漂移加惩罚(Drift-Plus-Penalty, DPP)上界最小化问题。接着,提出基于用户角度信息的谱聚类分组方法,通过构造代价函数实现低复杂度用户调度。与现有工作(文献[4-5,9-11]中 LEO 卫星同时服务所有用户、文献[6]中每时隙受调用户数固定)相比,本文聚焦于大规模用户接入场景下,兼顾信息时效性与系统功耗的动态调度研究,以提高调度灵活性与资源利用率。在此基础上,结合 S-procedure 与泰勒展开方法,设计波束成形和发射功率优化算法,以满足受调用户的 QoS 需求和功率约束。最后,仿真结果验证所提算法的有效性和优越性。

1 系统模型

本文针对 LEO 卫星网络多用户上行接入场景,研究满足差异化信息时效性需求下的多用户传输策略。如图 1 所示,卫星覆盖半径 r_0 范围内随机分布 M 个用户,各用户配备有限长度缓存器。为有效表征卫星物联网与遥测业务的低负载与随机触发等特性,假设用户数据包产生服从伯努利分布,即各时隙以固定概率产生新数据包,新产生的数据包优先级最高,当缓存空间不足时,将覆盖缓存器中的旧数据包,数据包的信息新鲜度以 AoI 衡量。不同于文献[10]和文献[12],本文考虑用户端数据包随机产生,则传输策略更为实际。为实现高效传输,LEO 卫星配备 $N=N_x \times N_y$ 个阵元的 UPA 以支持 SDMA,其中 N_x 和 N_y 分别为 X 轴和 Y

轴方向的天线数。在实际场景中,卫星需服务用户数常远大于天线数,受天线自由度限制,假设每时隙最多只能调度 $K(K \leq N \ll M)$ 个用户。将 LEO 卫星的服务周期划分为 T 个等长时隙,同时隙受调用户通过 SDMA 实现空分复用,不同时隙受调用户通过时分多址接入进行传输,从而在降低用户间干扰的同时提高资源利用率。接下来,将分别介绍信道模型、信号模型和 AoI 模型。

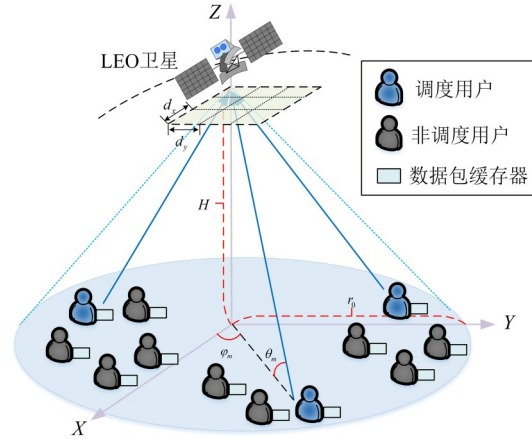


图 1 系统模型图

Figure 1 System model

1.1 信道模型

如图 1 所示,本文采用笛卡尔坐标系对 LEO 卫星网络进行建模,以卫星的星下点为坐标原点,则卫星坐标为 $(0,0,H)$,其中 H 为卫星的高度,用户 $U_m (1 \leq m \leq M)$ 位于 $(x_m, y_m, 0)$ 。考虑到无线信道衰落特性、电波传播过程的自由空间损耗、多普勒频移以及传播时延的影响, U_m 与卫星间的信道 $\mathbf{G}_m(t) (1 \leq t \leq T)$ 可建模为^[13]

$$\mathbf{G}_m(t) = \mathbf{H}_m(t) \exp\{j2\pi[tv_m - ft_m]\} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{H}_m(t) = \sqrt{l_m} \rho_m(t) \mathbf{A}(\theta_m, \varphi_m)$ 为信道增益矩阵, $l_m = (c/4\pi f_c d_m)^2$ 为路径损耗; c 是光速; f_c 是载波频率; $d_m = \sqrt{x_m^2 + y_m^2 + H^2}$ 是 U_m 与卫星间的距离; $\rho_m(t)$ 表示小尺度衰落,其中 $|\rho_m(t)|$ 服从参数为 (m_m, b_m, Ω_m) 的阴影莱斯分布; $\exp\{j2\pi[tv_m - ft_m]\}$ 是由 LEO 卫星移动引起的多普勒频移 v_m 以及 U_m 与 LEO 卫星间的传播时延 τ_m 导致的相位偏移。 $\mathbf{H}_m(t)$ 中的阵列导向矩阵 $\mathbf{A}(\theta_m, \varphi_m)$ 表示为

$$\mathbf{A}(\theta_m, \varphi_m) = \mathbf{a}_x(\theta_m, \varphi_m) \mathbf{a}_y^T(\theta_m, \varphi_m) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{a}_x(\theta_m, \varphi_m)$ 和 $\mathbf{a}_y(\theta_m, \varphi_m)$ 表示 X 轴和 Y 轴方向的导向矢量,分别定义为

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_x(\theta_m, \varphi_m) &= \left[1, e^{jk_x d_x}, \dots, e^{jk_x (N_x - 1) d_x} \right]^T \\ \mathbf{a}_y(\theta_m, \varphi_m) &= \left[1, e^{jk_y d_y}, \dots, e^{jk_y (N_y - 1) d_y} \right]^T \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\kappa = 2\pi/\lambda$ 为波数; $\gamma_{x,m} = \cos \theta_m \cos \varphi_m$ 为 X 轴方向投影; $\gamma_{y,m} = \cos \theta_m \sin \varphi_m$ 为 Y 轴方向投影; d_x 和 d_y 是 X 轴和 Y 轴方向的天线阵元间距; $\theta_m \in [0, \pi/2)$ 和 $\varphi_m \in [0, 2\pi)$ 表示从用户到卫星的仰角和方位角。

1.2 信号模型

在 LEO 卫星的服务周期内, 记 t 时隙受调用户集为 $\mathcal{K}(t)$, 且受调用户在该时隙同时向卫星发送归一化信号 $s_m(t)$ 。用户信号经无线信道 $\mathbf{G}_m(t)$ 后到达卫星阵列天线, 并经接收波束成形 $\mathbf{W}_m(t)$ 后, 卫星输出信号 $y_m(t)$ 表示为

$$\begin{aligned} y_m(t) &= \sum_{q=1}^{N_y} \sum_{p=1}^{N_x} \left(\sum_{m=1}^{|\mathcal{K}(t)|} [\mathbf{W}_m^*(t)]_{p,q} [\mathbf{G}_m(t)]_{p,q} \right. \\ &\quad \left. \cdot \sqrt{P_m(t)} s_m(t) + [\mathbf{W}_m^*(t)]_{p,q} [\mathbf{N}(t)]_{p,q} \right) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $[\mathbf{X}]_{p,q}$ 是矩阵 \mathbf{X} 的第 (p, q) 个元素。 $|\mathcal{K}(t)|$ ($|\mathcal{K}(t)| \leq K$) 是 t 时隙受调用户数, $P_m(t)$ 是 U_m 的发射功率。 $\mathbf{N}(t)$ 是服从 $\mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$ 的加性高斯白噪声, 其中 $\mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I}_N)$ 表示均值为 0, 协方差矩阵为 $\sigma^2 \mathbf{I}_N$ 的圆对称复高斯分布。为缓解多普勒频移和传播时延影响, 用户根据自身位置和星历信息预先对 v_m 和 τ_m 补偿^[13]。因此, U_m 的输出信干噪比 (Signal-to-Interference-plus-Noise Ratio, SINR) 为

$$\gamma_m(t) = \frac{P_m(t) \left| \sum_{q=1}^{N_y} \sum_{p=1}^{N_x} [\mathbf{W}_m^*(t)]_{p,q} [\mathbf{H}_m(t)]_{p,q} \right|^2}{\sum_{n=1, n \neq m}^{|\mathcal{K}(t)|} P_n(t) \left| \sum_{q=1}^{N_y} \sum_{p=1}^{N_x} [\mathbf{W}_m^*(t)]_{p,q} [\mathbf{H}_n(t)]_{p,q} \right|^2 + \sigma^2} \quad (5)$$

将矩阵 $\mathbf{W}_m(t)$ 和 $\mathbf{H}_m(t)$ 向量化为 $\mathbf{w}_m(t) = \text{vec}(\mathbf{W}_m(t))$ 和 $\mathbf{h}_m(t) = \text{vec}(\mathbf{H}_m(t)) = \sqrt{l_m} \rho_m(t) \mathbf{a}_y(\theta_m, \varphi_m) \otimes \mathbf{a}_x(\theta_m, \varphi_m)$, 则 U_m 的 SINR 等价于

$$\gamma_m(t) = \frac{P_m(t) \|\mathbf{w}_m^H(t) \mathbf{h}_m(t)\|^2}{\sum_{n=1, n \neq m}^{|\mathcal{K}(t)|} P_n(t) \|\mathbf{w}_m^H(t) \mathbf{h}_n(t)\|^2 + \sigma^2} \quad (6)$$

据式(6)得, U_m 的可达速率为 $R_m(t) = \log(1 + \gamma_m(t))$ 。

1.3 AoI 模型

类似于文献[9-12], 本文将 AoI 作为用户信息时效性指标, 其演变过程如图 2 所示。 U_m 数据包产生服从参数为 λ_m 的伯努利过程, 即每时隙以概率 λ_m 产生至多一个新包。设随机变量 $X_m(t) \in \{0, 1\}$ 表示数据

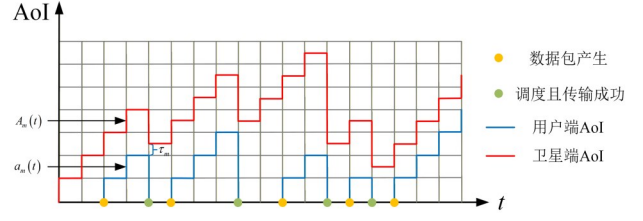


图 2 AoI 演变模型

Figure 2 AoI evolution model

包产生状态, 若 t 时隙有新数据包产生 (对应图中黄点处), 则 $X_m(t) = 1$ 。同时, 引入变量 $\delta_m(t) \in \{0, 1\}$ 和 $\zeta_m(t) \in \{0, 1\}$ 分别表示调度状态和传输结果, 若 t 时隙数据包被调度且传输成功 (对应图中绿点处), 则 $\delta_m(t)\zeta_m(t) = 1$ 。蓝线和红线分别表示用户端和卫星端 U_m 的 AoI 演变曲线, 记为 $a_m(t)$ 和 $A_m(t)$, 考虑到传播时延 τ_m , 迭代演变过程可表示为^[14]

$$a_m(t+1) = \begin{cases} 1, & X_m(t) = 1 \\ a_m(t) + 1, & X_m(t) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$A_m(t+1) = \begin{cases} a_m(t) + \tau_m, & \delta_m(t)\zeta_m(t) = 1 \\ A_m(t) + 1, & \delta_m(t)\zeta_m(t) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

值得说明的是, 瞬时 AoI 仅反映单一时隙的信息新鲜度, 难以刻画 LEO 卫星服务周期内的整体时效性能。受卫星可见性变化及信道时变性的影响, 仅关注瞬时 AoI 易导致过度调度, 降低调度灵活性并增加系统功耗。因此, 本文采用 U_m 的长时平均 AoI 作为时效性指标, 将其定义为卫星服务周期内 AoI 的时间平均值, 定义如下:

$$\bar{A}_m = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T A_m(t) \quad (9)$$

相比瞬时 AoI, 长时平均 AoI 能综合反映数据包产生、调度及传输结果的影响, 更准确衡量用户时效性能。此外, 通过约束长时平均 AoI, 用户无需在各时隙都严格满足时效性要求, 因此将更灵活调整调度频率。具体地, 在用户的长时平均 AoI 满足要求前提下, 系统可适当降低调度频率, 从而提高资源的利用效率并显著降低系统功耗。

2 基于 AoI 的用户调度与资源分配算法

鉴于 LEO 卫星网络中用户规模大、用户时效性需求差异显著且卫星载荷受限, 本文在数据包随机到达场景下设计用户调度与资源分配算法, 旨在保障所有用户信息时效性需求的同时降低系统功耗。相比瞬时功率最小化^[4], LEO 卫星依赖太阳能供电, 更关注服务周期内的总功耗, 以满足系统长时稳定运行要求^[5]。因此, 本文建立以长时平均功率最小化为目标, 以满足最大长时平均 AoI 需求、受调用户数以及

QoS需求为约束条件的优化问题如下:

$$\begin{aligned}
 \text{P1: } & \min_{\delta_m(t), \mathbf{w}_m(t), P_m(t), \forall m, \forall t} \bar{P} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \delta_m(t) P_m(t) \\
 \text{s.t. C1: } & \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T A_m(t) \leq A_m^{\text{th}}, \forall m \in \mathcal{K}(t) \\
 \text{C2: } & \delta_m(t) \in \{0, 1\}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \forall t \\
 \text{C3: } & \sum_{m=1}^M \delta_m(t) \leq K, \forall t \\
 \text{C4: } & 0 \leq P_m(t) \leq P_m^{\text{max}}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \forall t \\
 \text{C5: } & R_m(t) \geq R_m^{\text{th}}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \forall t \\
 \text{C6: } & \|\mathbf{w}_m(t)\|^2 = 1, \forall m \in \mathcal{K}(t), \forall t
 \end{aligned} \tag{10}$$

其中, R_m^{th} 表示最小速率需求。约束 C1 通过限制 U_m 的长时平均 AoI 不超过阈值 A_m^{th} 以保证信息时效性。约束 C2 定义 $\delta_m(t)$ 为二元决策变量, 约束 C3 限制每时隙最多调度 K 个用户。约束 C4 限定 U_m 的发射功率不超过 P_m^{max} 。约束 C5 保证受调用户的 QoS 需求, 即其数据包在调度时隙内成功传输, 从而避免重传造成的资源浪费。约束 C6 保证接收波束成形权值归一化。由于问题 P1 含长时优化目标与约束且变量相互耦合, 难以直接求解, 本文进一步提出基于 AoI 的动态用户调度和资源分配算法。

2.1 基于李雅普诺夫方法的优化问题转化

首先, 考虑到 AoI 的时间演进和递归更新特性, 为 U_m 建立虚拟队列 $Y_m(t)$, 以量化当前 AoI 约束的违反程度, 则可将长时平均 AoI 约束 C1 转化为队列稳定性约束^[12]:

$$Y_m(t+1) = \max\{Y_m(t) + A_m(t+1) - A_m^{\text{th}}, 0\} \tag{11}$$

其中, $Y_m(t)$ 表示 t 时隙 U_m 的虚拟队列状态, 系统通过动态调度以防其无限增长。 $A_m(t+1)$ 表示下一时隙的 AoI 值, 系统通过在队列状态恶化前调整调度策略, 避免瞬时过载或性能下降。接着, 引入 $\mathbf{Y}(t) = \{Y_1(t), Y_2(t), \dots, Y_M(t)\}$ 表示所有用户的虚拟队列。显然, 只要确保虚拟队列平均速率稳定, 长时平均 AoI 约束 C1 必然满足^[15]。因此, 问题 P1 可转化为在虚拟队列稳定约束下的长时平均功率最小化问题。引入 Lyapunov 函数 $L(\mathbf{Y}(t))$ 以刻画系统虚拟队列状态:

$$L(\mathbf{Y}(t)) \triangleq \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M Y_m^2(t) \tag{12}$$

通过最小化连续时隙内的 Lyapunov 函数增量, 可使虚拟队列稳定。为此, 定义 Lyapunov 漂移 $\Delta(\mathbf{Y}(t))$ 为连续时隙内 Lyapunov 函数的条件期望增量:

$$\Delta(\mathbf{Y}(t)) = \mathbb{E}\{L(\mathbf{Y}(t+1)) - L(\mathbf{Y}(t)) | \mathbf{Y}(t)\} \tag{13}$$

其中, $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 表示对 AoI 取期望。同时, 定义惩罚项 $f(t)$:

$$f(t) = \sum_{m=1}^M \delta_m(t) P_m(t) \tag{14}$$

在此基础上, 引入 DPP 函数:

$$\begin{aligned}
 \Delta(\mathbf{Y}(t)) + Vf(t) &= \mathbb{E}\{L(\mathbf{Y}(t+1)) - L(\mathbf{Y}(t)) | \mathbf{Y}(t)\} \\
 &+ V \sum_{m=1}^M \delta_m(t) P_m(t)
 \end{aligned} \tag{15}$$

其中, 权重参数 V 用于平衡信息时效性和系统功耗。只要连续时隙内 DPP 有上界, 则虚拟队列就平均速率稳定, 且长时平均惩罚也有上界^[15]。因此, 保持队列稳定并最小化平均惩罚的原优化问题, 可转换为最小化 DPP 上界。

$Y_m(t)$ 中的 $\max\{\cdot\}$ 函数导致难以推出 $\Delta(\mathbf{Y}(t)) + Vf(t)$ 的上界。因此, 在不改变 $f(t)$ 的基础上, 用不等式 $(\max\{a+b-c, 0\})^2 \leq a^2 + b^2 + c^2 + 2a(b-c)$ 可得上界为

$$\begin{aligned}
 \Delta(\mathbf{Y}(t)) + Vf(t) &= \mathbb{E}\left\{\frac{1}{2} \sum_{m=1}^M Y_m^2(t+1) - \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M Y_m^2(t)\right\} \\
 &+ V \sum_{m=1}^M \delta_m(t) P_m(t) \\
 &\leq \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \left(\mathbb{E}\{A_m^2(t+1)\} + (A_m^{\text{th}})^2 \right. \\
 &\quad \left. + 2Y_m(t) (\mathbb{E}\{A_m(t+1)\} - A_m^{\text{th}}) \right) \\
 &+ V \sum_{m=1}^M \delta_m(t) P_m(t)
 \end{aligned} \tag{16}$$

据式 (8), $\mathbb{E}\{A_m(t+1)\}$ 和 $\mathbb{E}\{A_m^2(t+1)\}$ 分别表示为

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}\{A_m(t+1)\} &= \delta_m(t) \zeta_m(t) \mathbb{E}[a_m(t) + \tau_m] \\
 &\quad + (1 - \delta_m(t) \zeta_m(t)) (A_m(t) + 1) \\
 \mathbb{E}\{A_m^2(t+1)\} &= \delta_m(t) \zeta_m(t) \mathbb{E}[(a_m(t) + \tau_m)^2] \\
 &\quad + (1 - \delta_m(t) \zeta_m(t)) (A_m(t) + 1)^2
 \end{aligned} \tag{17}$$

为避免资源浪费, 本文通过设计高效的资源分配方案以确保受调用户的数据包能成功传输, 即 $\zeta_m(t) = 1, \forall m \in \mathcal{K}(t)$ 。然而, 不同于文献[12]中数据包持续产生、本地 AoI 值 $a_m(t)$ 始终为定值的假设, 本文考虑数据包的随机到达特性。由于卫星在调度 U_m 前, 无法获知用户最新数据包的具体产生时隙, 本文假设卫星通过长期观测或周期性反馈获取用户数据包平均到达率 λ_m 。为此, 卫星用已知最近一次调度 U_m 的时隙 $\Delta_m(t)$, 计算时隙 $t+1$ 与 $\Delta_m(t)$ 的差值 $B_m(t) = t+1 - \Delta_m(t)$, 并结合伯努利分布参数 λ_m , 推导 $a_m(t) + \tau_m$ 的概率分布, 具体表示为

$$a_m(t) + \tau_m = \begin{cases} 1 + \tau_m, & \lambda_m \\ & \vdots \\ B_m(t) + \tau_m, & (1 - \lambda_m)^{B_m(t)-1} \lambda_m \\ A_m(t) + 1, & (1 - \lambda_m)^{B_m(t)} \end{cases} \quad (18)$$

则 $a_m(t) + \tau_m$ 和 $(a_m(t) + \tau_m)^2$ 的期望可分别表示为

$$\mathbb{E}[a_m(t) + \tau_m] = \sum_{i=1}^{B_m(t)} (i + \tau_m) (1 - \lambda_m)^{i-1} \lambda_m + (1 - \lambda_m)^{B_m(t)} (A_m(t) + 1) \quad (19)$$

$$\mathbb{E}[(a_m(t) + \tau_m)^2] = \sum_{i=1}^{B_m(t)} (i + \tau_m)^2 (1 - \lambda_m)^{i-1} \lambda_m + (1 - \lambda_m)^{B_m(t)} (A_m(t) + 1)^2$$

将式(19)代入式(16),则 DPP 上界最终表示为

$$\Delta(Y(t)) + Vf(t) \leq U(t) + O^{\text{upper}}(t) \quad (20)$$

其中 $U(t) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M (A_m(t) + 1)^2 + (A_m^h)^2 + 2Y_m(t)(A_m(t) + 1 - A_m^h)$

为常数,与 $\delta_m(t)$ 和 $P_m(t)$ 无关。 $O^{\text{upper}}(t)$ 可表示为

$$O^{\text{upper}}(t) = \frac{1}{2} \left(\delta_m(t) \left(\sum_{i=1}^{B_m(t)} ((i + \tau_m)^2 + 2Y_m(t)(i + \tau_m)) (1 - \lambda_m)^{i-1} \lambda_m + (1 - \lambda_m)^{B_m(t)} ((A_m(t) + 1)^2 + 2Y_m(t)(A_m(t) + 1)) - (A_m(t) + 1)^2 - 2Y_m(t)(A_m(t) + 1) + 2VP_m(t) \right) \right) \quad (21)$$

因此,在去除常数项 $U(t)$ 后,长时优化问题 P1 最终转化为单时隙决策问题 P2:

$$\text{P2: } \min_{\delta_m(t), \mathbf{w}_m(t), P_m(t), \forall m} O^{\text{upper}}(t) \quad (22)$$

s.t. C2 ~ C6

2.2 谱聚类分组与动态用户调度算法

在问题 P2 中, $\delta_m(t)$ 与 $P_m(t)$ 、 $\mathbf{w}_m(t)$ 相耦合,每个调度决策既影响用户 AoI 更新,又关系到 QoS 可行性及系统功耗。为简化分析,本文采用先调度后资源分配的策略,即首先确定每时隙的受调用户集,然后针对该集合进行功率分配与波束成形优化以满足约束 C4~C6。在此假设下,问题 P2 可简化为调度子问题 P3,其目标为在满足每时隙最大受调用户数限制的条件下最小化 DPP 上界:

$$\text{P3: } \min_{\delta_m(t), \forall m} O^{\text{upper}}(t) \quad (23)$$

s.t. C2: $\delta_m(t) \in \{0, 1\}, \forall m \in \mathcal{K}(t)$

$$\text{C3: } \sum_{m=1}^M \delta_m(t) \leq K$$

考虑到在调度前,系统无法获知受调用户间的干

扰关系,因此本文先在不考虑用户间干扰的情况下,通过最大比合并,即 $\mathbf{w}_m(t) = \mathbf{h}_m(t) / \|\mathbf{h}_m(t)\|$,预估出用户满足 QoS 约束所需的最低功耗:

$$P_m^{\text{min}}(t) = \sigma^2 \Theta_m^{\text{th}} / \|\mathbf{h}_m(t)\|^2 \quad (24)$$

其中, $\Theta_m^{\text{th}} = 2^{R_m^{\text{th}}} - 1$ 。在此基础上,进一步考虑用户数据包到达率、AoI 值及预估功耗等多维信息,构造如下代价函数以衡量调度该用户所需最低代价:

$$\alpha_m(t) = \sum_{i=1}^{B_m(t)} \left((i + \tau_m)^2 + 2Y_m(t)(i + \tau_m) \right) (1 - \lambda_m)^{i-1} \lambda_m + (1 - \lambda_m)^{B_m(t)} \left((A_m(t) + 1)^2 + 2Y_m(t)(A_m(t) + 1) \right) - (A_m(t) + 1)^2 - 2Y_m(t)(A_m(t) + 1) + 2VP_m^{\text{min}}(t) \quad (25)$$

根据式(21), $O^{\text{upper}}(t)$ 是关于调度变量 $\delta_m(t)$ 的线性函数,因此最小化 $O^{\text{upper}}(t)$ 等价于最小化受调用户的代价函数 $\alpha_m(t)$ 之和。系统通过比较全体用户的代价函数值,优先选择代价最小的用户构成调度集,从而在兼顾信息时效性与功耗的同时实现低复杂度调度。

不同于文献[16]用穷举法搜索最优受调用户集,本文提出基于角度信息的谱聚类分组和动态调度算法,计算复杂度不随用户规模指数增长,更适合大规模场景。在 LEO 卫星的一段服务周期内,由于用户角度随卫星运动缓慢变化,可视为分组结果保持不变以降低计算开销。周期结束后,随着卫星位置和用户角度的更新,重新进行用户分组以适应低轨卫星的动态特性。具体而言,在已知用户位置信息基础上,计算仰角 θ_m 和方位角 φ_m ,并以此构建 U_m 与 U_n ($1 \leq n \leq M$) 间的角度相似性函数:

$$s_{m,n} = \exp \left(- \left(|\gamma_{x,m} - \gamma_{x,n}|^2 + |\gamma_{y,m} - \gamma_{y,n}|^2 \right) / \Delta^2 \right) \quad (26)$$

其中, Δ 为尺度参数。通过该相似性函数,可将角度差异大的用户分到不同组,从而降低组间用户干扰。接着,根据 $s_{m,n}$ 构建邻接矩阵 \mathbf{R} :

$$[\mathbf{R}]_{i,j} = \begin{cases} 0, & i=j \\ s_{i,j}, & i \neq j \end{cases} \quad (27)$$

进一步定义对角度矩阵 \mathbf{D} ,其第 m 个对角元素为

$$\tau_m = \sum_{n=1, n \neq m}^M s_{m,n}, \text{ 由此得拉普拉斯矩阵 } \mathbf{L}:$$

$$[\mathbf{L}]_{i,j} = [\mathbf{D}]_{i,j} - [\mathbf{R}]_{i,j} = \begin{cases} \tau_i, & i=j \\ -s_{i,j}, & i \neq j \end{cases} \quad (28)$$

由谱图理论^[17]可知, \mathbf{L} 为实对称半正定矩阵,其零特征值个数可用于确定用户组数 G 。设 $\mathbf{L} = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{Q}^T$,其中 \mathbf{Q} 为特征向量矩阵, \mathbf{A} 为特征值对角矩阵。为说明零特征值对应特征向量的结构特性,设第 g 个零特

征值对应的特征向量为 $\mathbf{q}_g = [q_{g,1}, q_{g,2}, \dots, q_{g,M}]^T$, 则满足:

$$\mathbf{q}_g^T \mathbf{L} \mathbf{q}_g = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1, n \neq m}^M s_{m,n} (q_{g,m} - q_{g,n})^2 = 0 \quad (29)$$

由于 $s_{m,n} \geq 0$, 当且仅当 $s_{m,n} (q_{g,m} - q_{g,n})^2 = 0$ 时, 上式成立。具体而言, 若 U_m 和 U_n 角度相似性较高, 则 $q_{g,m} = q_{g,n}$; 反之, 若相似性较低, 即 $s_{m,n}$ 接近为 0。为满足零特征值特征向量的正交性, \mathbf{q}_g 中对应于非 g 组中的其余元素应为 0。该零特征值对应 \mathbf{q}_g 可作为第 g 组指示向量, 即

$$\mathbf{q}_g = \begin{cases} 1, & U_m \text{ 属于第 } g \text{ 组} \\ 0, & U_m \text{ 不属于第 } g \text{ 组} \end{cases} \quad (30)$$

综上, 通过对 \mathbf{L} 进行特征分解, 可获取所有零特征值对应特征向量并构建 $\mathbf{Q}_G = [\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_G]$ 。最终, 将 \mathbf{Q}_G 的每行输入 K-means 聚类算法, 即可将 M 个用户划分为 G 组, 实现角度相似用户的有效聚类。

基于上述所提用户分组聚类算法, 本文动态调度算法包含以下步骤: (1) 卫星根据各用户当前时隙的虚拟队列状态判断服务紧迫性, 并将虚拟队列超过门限 Y_m^{th} 的用户标记为“待服务用户”。(2) 在每组内检查标记用户情况, 若不存在标记用户则该组不参与当前时隙调度, 以减少资源浪费; 否则选取调度代价函数 $\alpha_m(t)$ 最小的用户作为该组候选受调用户, 并构成候选用户集 $\mathcal{G}(t)$ 。(3) 根据每时隙最大受调用户数 K 和候选用户数 $|\mathcal{G}(t)|$ 的关系, 若 $|\mathcal{G}(t)| \leq K$, 调度所有候选用户; 否则按调度代价函数 $\alpha_m(t)$ 对候选用户进行排序, 选出代价最小的 K 个用户构成最终受调集合。(4) 得到当前时隙的受调用户集 $\mathcal{K}(t)$ 。

2.3 波束成形和发射功率优化设计算法

为保证调度阶段的假设成立, 即满足每时隙受调用户的 QoS 需求和最大功率约束, 需进一步设计合理的资源分配算法, 使约束 C4~C6 得到满足, 并得到受调用户的实际传输功耗。由于 $O^{\text{upper}}(t)$ 中的调度变量已通过调度集 $\mathcal{K}(t)$ 确定, $\Delta(\mathbf{Y}(t))$ 转化为常数, 优化变量仅与 $f(t)$ 有关。针对每时隙受调用户集 $\mathcal{K}(t)$, 构建如下资源分配问题:

$$\begin{aligned} \text{P4: } & \min_{\mathbf{w}_m(t), P_m(t), \forall m \in \mathcal{K}(t)} V \sum_{m=1}^{|\mathcal{K}(t)|} P_m(t) \\ \text{s.t. } & \text{C4} \sim \text{C6} \end{aligned} \quad (31)$$

由于 P4 中的优化变量 $P_m(t)$ 和 $\mathbf{w}_m(t)$ 相耦合, 约束条件 C5 呈非凸结构, 难以直接求解。因此, 接下来通过 S-procedure 及泰勒展开, 对其凸优化转化。首先, 定义 $\mathbf{D}_m(t) = \mathbf{w}_m(t) \mathbf{w}_m^H(t)$ 和 $\mathbf{Z}_m(t) = \mathbf{h}_m(t) \mathbf{h}_m^H(t)$, 并引入两个辅助变量 x_m 和 c_m , 将 P4 转化为如下形式:

$$\begin{aligned} \text{P5: } & \min_{\mathbf{D}_m(t), P_m(t), x_m, c_m, \forall m \in \mathcal{K}(t)} V \sum_{m=1}^{|\mathcal{K}(t)|} P_m(t) \\ \text{s.t. } & \tilde{\text{C4}}: 0 \leq P_m(t) \leq P_m^{\text{max}}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \tilde{\text{C5}}: x_m - \Theta_m^{\text{th}} \sum_{n=1, n \neq m}^{|\mathcal{K}(t)|} x_n \geq \sigma^2 \Theta_m^{\text{th}}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \tilde{\text{C6}}: \text{Tr}(\mathbf{D}_m(t)) = 1, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \text{C7}: \mathbf{D}_m(t) \succeq \mathbf{0}, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \text{C8}: \text{rank}(\mathbf{D}_m(t)) = 1, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \text{C9}: P_m(t) \text{Tr}(\mathbf{D}_m(t) \mathbf{Z}_m(t)) \geq c_m^2, \forall m \in \mathcal{K}(t), \\ & \text{C10}: c_m^2 \geq x_m, \forall m \in \mathcal{K}(t) \end{aligned} \quad (32)$$

其中, 约束 C7 表示矩阵 $\mathbf{D}_m(t)$ 为半正定矩阵, 约束 C8 表示秩一约束。由于优化问题 P5 中约束 C8、C9 和 C10 为非凸形式, 直接求解困难。接下来, 利用 S-procedure 方法, 约束 C9 可重写为

$$\begin{bmatrix} \text{Tr}(\mathbf{D}_m(t) \mathbf{Z}_m(t)) & c_m \\ c_m & P_m(t) \end{bmatrix} \succeq \mathbf{0}, \forall m \in \mathcal{K}(t) \quad (33)$$

对于约束 C10, 可通过一阶泰勒展开:

$$2c_m^{(n)} c_m - (c_m^{(n)})^2 \geq x_m, \forall m \in \mathcal{K}(t) \quad (34)$$

其中, $c_m^{(n)}$ 表示第 n 次迭代的泰勒展开点。对于约束 C8, 传统方法是用半正定松弛去掉秩一约束, 并从随机产生的秩一解中选择满足约束的权矢量。然而, 此方法获得解可能次优, 甚至远差于最优解^[18]。针对此问题, 用泰勒展开, 将秩一约束等价转化为如下约束:

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_m(t) &= \mathbf{w}_m^{(n)}(t) \mathbf{w}_m^{(n)H}(t) + \mathbf{w}_m(t) (\mathbf{w}_m^{(n)}(t))^H \\ &\quad - \mathbf{w}_m^{(n)}(t) (\mathbf{w}_m^{(n)}(t))^H \end{aligned} \quad (35)$$

因此, 优化问题 P5 最终转化为如下凸形式:

$$\begin{aligned} \text{P6: } & \min_{\mathbf{D}_m(t), P_m(t), x_m, c_m, \forall m} V \sum_{m=1}^{|\mathcal{K}(t)|} P_m(t) \\ \text{s.t. } & \tilde{\text{C4}} \sim \text{C7}, (33), (34), (35) \end{aligned} \quad (36)$$

综上, 所有约束已由非凸转化为凸, 可采用凸优化工具包求解。接着, 根据式 (7) 和式 (11) 更新 AoI 和虚拟队列, 并求解下一时隙的调度和资源分配子问题。LEO 卫星服务周期内完整的动态用户调度和资源分配算法如算法 1 所示。每时隙包含总优化变量数为 $|\mathcal{K}(t)|(N^2 + 3)$, 阶数为 1 的线性矩阵不等式 (Linear Matrix Inequality, LMI) 约束有 $4|\mathcal{K}(t)|$ 个, 阶数为 N 的 LMI 约束有 $2|\mathcal{K}(t)|$ 个, 以及阶数为 2 的 S-procedure 约束有 $|\mathcal{K}(t)|$ 个。因此, 所提基于 AoI 的动态用户调度和资源分配算法的计算复杂度为

$$\sum_{t=1}^T \mathcal{O}\left(\sqrt{(6+2N)|\mathcal{K}(t)|} \cdot n \cdot \left[|\mathcal{K}(t)|(12+8n) + |\mathcal{K}(t)| \cdot 2N^2(N+n) + n^2\right]\right) \quad (37)$$

其中, $n = \mathcal{O}\left(|\mathcal{K}(t)|(N^2 + 3)\right)$ 。

算法 1 基于 AoI 的动态用户调度和资源分配算法

输入:信道矢量 $\mathbf{h}_m(t)$, 噪声方差 σ^2 , 可实现速率阈值 R_m^{th} , 用户最大发射功率 P_m^{max} , AoI 阈值 A_m^{th} , 虚拟队列阈值 Y_m^{th} , Lyapunov 权重 V , 数据包到达概率 λ_m , 总时隙数 T , 每时隙最大受调用户数 K , 计算精度 ε , 最大迭代次数 n^{max}

输出:每时隙调度结果 $\delta_m(t)$, 用户发射功率 $P_m(t)$ 和波束成形权矢量 $\mathbf{w}_m(t)$

1. 根据所提基于角度信息的谱聚类分组确定用户组数 G 和用户分组结果;
2. 初始化每个用户的 AoI $A_m(0)$ 和虚拟队列 $Y_m(0)$;
3. FOR $t = 1:T$
4. 判断虚拟队列 $Y_m(t)$ 是否超过阈值 Y_m^{th} , 若超出则标记为“待服务用户”;
5. 从每组中选择代价函数最小的待服务用户作为候选受调用户, 并构成候选用户集 $\mathcal{G}(t)$;
6. 根据 $|\mathcal{G}(t)|$ 和 K 的关系, 得到受调用户集合 $\mathcal{K}(t)$;
7. 设置迭代次数 $n = 0$ 与初始可行解 $\{\mathbf{w}_m^{(0)}(t), P_m^{(0)}(t), x_m^{(0)}, c_m^{(0)}\}, \forall m \in \mathcal{K}(t)$;
8. 根据初始可行解, 用 CVX 求解优化问题 P6;
9. 计算 $\eta = \sum_{m=1}^{|\mathcal{K}(t)|} \left(|P_m^{(n+1)}(t) - P_m^{(n)}(t)| + |x_m^{(n+1)}(t) - x_m^{(n)}(t)| + |c_m^{(n+1)}(t) - c_m^{(n)}(t)| \right)$;
10. 如果 $\eta \leq \varepsilon$ 或 $n = n^{\text{max}}$, 则迭代算法结束; 否则, 重复 $n = n + 1$;
11. 根据式(7)和(11)更新所有用户的 AoI $A_m(t+1)$ 和虚拟队列 $Y_m(t+1)$

3 计算机仿真与分析

为验证所提动态调度与资源分配算法的有效性, 在 LEO 卫星覆盖半径 $r_0 = 300$ km 内随机分布 $M = 36$ 个用户, 数据包产生概率为 $\lambda_m = 0.5$ 、最大长时平均 AoI 阈值 A_m^{th} 在 $[7, 12]$ 范围内随机分布, 虚拟队列阈值 Y_m^{th} 与 A_m^{th} 成正比, 即 $Y_m^{\text{th}} = cA_m^{\text{th}}$, 其中 $c = 2$ 。总时隙数为 $T = 200$, 每时隙最多调度 $K = 8$ 个用户。用户最大发射功率为 $P_m^{\text{max}} = 33$ dBm, 可达速率门限为 $R_m^{\text{th}} = 3$ bit/(s · Hz), 信道的小尺度衰落服从轻度阴影衰落, 设参数 $(m_m, b_m, \Omega_m) = (10, 0.126, 1.29)^{[19-21]}$ 。另外, 设 Lyapunov 权重、计算精度和最大迭代次数分别为 $V = 10$ 、 $\varepsilon = 10^{-3}$ 和 $n^{\text{max}} = 100$ 。仿真相关其他典型参数见表 1。对比算法为: (1) 固定数量调度算法^[15], 各时隙固定选择调度代价函数最小的 K 个用户调度, 采用本文所提资源分配算法计算发射功率和波束成形权矢量; (2) 贪婪 AoI 调度算法^[12], 基于用户 AoI 信息设计

动态调度策略, 各时隙优先调度 AoI 最大的用户, 并采用本文所提资源分配算法计算用户的发射功率和波束成形权矢量; (3) 最小均方误差 (Minimum Mean Square Error, MMSE) 算法^[16], 据本文所提动态调度算法确定受调用户集后, 用 MMSE 方法计算波束成形权矢量, 并通过凸优化方法得受调用户的发射功率。

表 1 典型的仿真参数设置^[12,21]

Table 1 Typical simulation parameter settings^[12,21]

参数	数值
卫星高度 H/km	600
载波频率 f_c/GHz	2
时隙间隔 $t_0/\mu\text{s}$	120
卫星配备天线数 N	4×4
Boltzmann 常数 $\kappa/(\text{J/K})$	1.38×10^{-23}
噪声带宽 B/MHz	20
噪声温度 T/K	300

图 3 展示了在某时隙调度的 6 个用户中, 目标用户的归一化波束 3D 方向图及俯视图。可见, 波束主瓣准确指向目标用户位置, 同时在其他 5 个受调用户的方向上形成明显零陷。这表明所提波束成形算法既增强了目标用户的接收信号质量, 又有效抑制多用户间干扰, 从而验证了算法在保障用户服务质量和限制多用户干扰方面的有效性。

图 4 展示了在不同 Lyapunov 参数 V 下系统的长时平均功率和 AoI 性能的变化曲线。从图 4 可见, 随着 V 增大, 对目标函数的惩罚增强, 从而有效降低功耗, 但同时虚拟队列增加导致 AoI 上升; 反之, 较小 V 值则更侧重队列稳定性, 有助于降低 AoI, 但系统功耗相应提高。因此, 在实际应用中, 可根据具体场景和性能需求灵活调整 V , 从而实现功耗与信息时效性之间的平衡。

图 5 展示了在不同用户数下, 长时平均功率随时间变化的趋势。在算法运行初期, 由于所有用户的时效性需求尚能满足, 系统无需频繁受调用户, 因而功耗处于较低水平。随着时间推移, 部分用户的虚拟队列逐渐增大, 为满足 AoI 约束, 系统调度频率增加, 功率随之上升, 并在一段时间后趋于稳定, 体现出算法良好的收敛性。另一方面, 随着 LEO 卫星网络服务用户数增加, 用户分组数和每时隙受调用户数也相应增加, 最终导致功耗随之上升。然而, 无论用户数如何变化, 所提算法均能在动态调度过程中收敛至稳定功耗, 体现出其良好的可扩展性与稳健性。

图 6 展示了不同 AoI 门限下用户长时平均 AoI 随时间的变化情况。可见, 所提算法能使用户的长时平均 AoI 均收敛至门限以下, 可有效满足用户差异化时效性需求。此外, 不同门限对应调度频率不同, 当

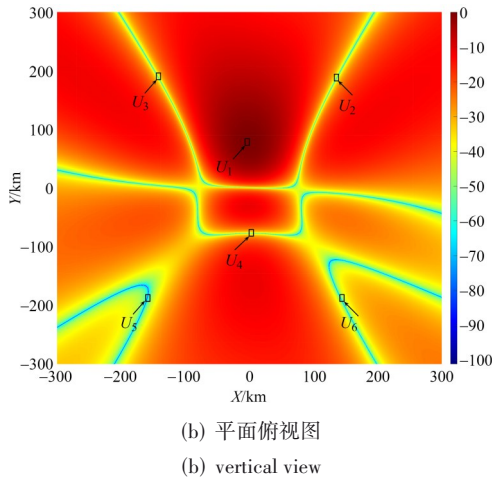
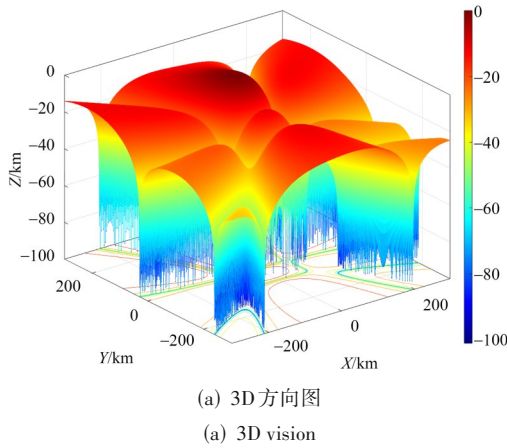
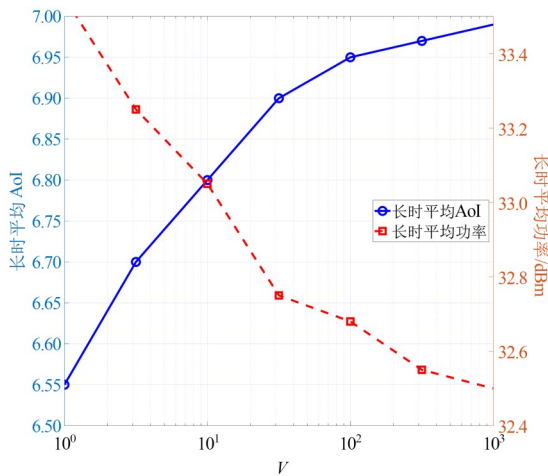


图3 归一化波束3D方向图和俯视方向图

Figure 3 Normalized beampattern from 3D vision and vertical view



AoI门限为7、9、11和12时， T 时隙内总调度次数依次为28、22、14和11，呈现“门限越高，调度越少”的规

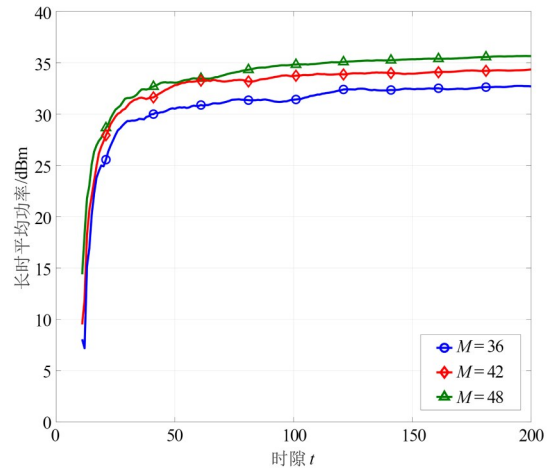


Figure 5 Long-term average power versus time slot with different M

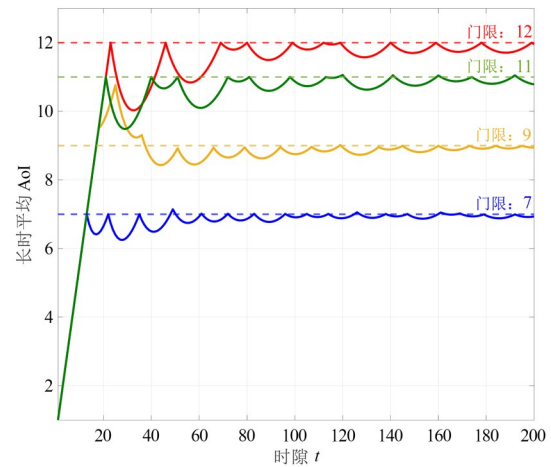


Figure 6 Long-term average AoI versus time slot with different threshold

律。这表明，系统可根据用户时效性要求自适应调整调度频率，从而在保证时效性的同时有效降低功耗，验证了所提算法在多用户LEO卫星通信场景下的资源调度灵活性与系统适应能力。

图7展示了不同算法下，长时平均功率随用户数增加的变化情况。由图可知，随着用户数增加，各算法的平均功耗均呈上升趋势，这与图6中的结果相一致。此外，MMSE算法尽管通过最小均方误差准则实现了用户干扰抑制，但功耗仍高于本文所提算法。而贪婪AoI调度算法在用户调度时仅考虑AoI指标，忽略了用户传输所需功耗。固定数量调度算法在每时隙受调用户数固定时缺乏调度灵活性。相比之下，本文所提算法在保障用户传输时效性需求的基础上，更具调度灵活性，从而显著降低系统功耗，充分体现本文所提算法在高效资源利用方面的优势。

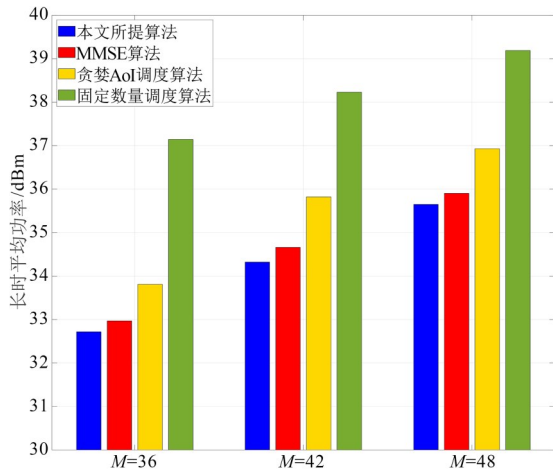


图7 不同算法下长时平均功率与用户数关系直方图

Figure 7 Long-term average power versus M with different schemes

4 结论

本文针对 LEO 卫星网络多用户上行接入场景, 建立满足最大长时平均 AoI、每时隙受调用户数和服务质量需求为约束的长时平均功率最小化问题。由于该长时优化问题难以直接求解, 通过利用李雅普诺夫优化方法, 将原问题转化为逐时隙可求解的 DPP 上界最小化问题。针对每时隙的优化问题, 设计了基于用户角度信息的谱聚类分组与动态调度算法, 并提出了结合 S-procedure 与泰勒展开的资源分配算法。仿真结果表明, 本文所提算法在保障用户传输时效性的基础上能有效降低系统功耗。

参考文献

- [1] 王晓云, 陆璐, 刘超, 等. 面向 6G 的网络架构建模、评估及优化[J]. 通信学报, 2024, 45(7): 235-249.
Wang Xiaoyun, Lu Lu, Liu Chao, et al. Modeling, evaluation, and optimization for 6G network architecture[J]. Journal on Communications, 2024, 45(7): 235-249. (in Chinese)
- [2] 林敏, 张健, 林志, 等. 多播传输模式下的卫星通信安全波束成形算法[J]. 电子学报, 2022, 50(1): 98-105.
Lin Min, Zhang Jian, Lin Zhi, et al. Secure beamforming algorithm for satellite communication in multicast transmission mode[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(1): 98-105. (in Chinese)
- [3] 林敏, 孙昊, 赵柏, 等. 基于非稳态 MAB 的低地球轨道卫星系统异构用户接入方法[J]. 通信学报, 2025, 46(3): 212-220.
Lin Min, Sun Hao, Zhao Bai, et al. Non-stationary MAB based access method for heterogeneous users in LEO satellite systems[J]. Journal on Communications, 2025, 46(3):

- 212-220. (in Chinese)
- [4] Liou C C, He Yanyin, Tsai S H, et al. Minimizing power for satellite beamforming with non-ideal power consumption models[C]//2024 IEEE 99th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE, 2024: 1-5.
- [5] Tang Qingqing, Fei Zesong, Li Bin, et al. Stochastic computation offloading for LEO satellite edge computing networks: A learning-based approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(4): 5638-5652.
- [6] Kim D, Jung H, Lee I H. DQN-based scheduling algorithm for beam-hopping LEO satellite communication systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2025, 14(8): 2401-2405.
- [7] Guo Yan, Lin Min, Liu Yiwen, et al. AoI-aware uplink CR-NOMA schemes in satellite Internet of Things networks[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(1): 1224-1230.
- [8] Gao Zhixiang, Liu Aijun, Han Chen, et al. Non-orthogonal multiple access-based average age of information minimization in LEO satellite-terrestrial integrated networks[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 6(3): 1793-1805.
- [9] Wang Ying, Wu Shaohua, Jiao Jian, et al. Age-optimal transmission policy with HARQ for freshness-critical vehicular status updates in space-air-ground-integrated networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(8): 5719-5729.
- [10] 梁承超, 段瑞吉, 麻世庆, 等. 面向能效的低轨卫星联合跳波束调度和功率分配算法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(2): 436-445.
Liang Chengchao, Duan Ruiji, Ma Shiqing, et al. Joint beam hopping scheduling and power allocation of LEO satellites oriented energy efficiency[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2023, 45(2): 436-445. (in Chinese)
- [11] Wei Qing, Shi Jia, Li Zan, et al. AoI and energy minimization for LEO satellite-terrestrial networks: A constrained multi-objective optimization approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(8): 12436-12448.
- [12] Wang Qingming, Liang Xiao, Zhang Hua, et al. AoI-aware energy efficiency resource allocation for integrated satellite-terrestrial IoT networks[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2025, 9(1): 125-139.
- [13] You Li, Li Kexin, Wang Jiaheng, et al. Massive MIMO

- transmission for LEO satellite communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(8): 1851-1865.
- [14] Liu Jingwei, Zhang Rui, Gong Aoyu, et al. Optimizing age of information in wireless uplink networks with partial observations[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(7): 4105-4118.
- [15] Zheng Xi, Zhou Sheng, Niu Zhisheng. Urgency of information for context-aware timely status updates in remote control systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(11): 7237-7250.
- [16] Moltafet M, Leinonen M, Codreanu M, et al. Power minimization for age of information constrained dynamic control in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(1): 419-432.
- [17] Masmoudi A, Le-Ngoc T. User grouping and hybrid RF/baseband precoding for multi-user massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 11308-11322.
- [18] Phan A H, Tuan H D, Kha H H, et al. Nonsmooth optimization for efficient beamforming in cognitive radio multicast transmission[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(6): 2941-2951.
- [19] Zhao Bai, Lin Min, Cheng Ming, et al. Robust downlink transmission design in IRS-assisted cognitive satellite and terrestrial networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(8): 2514-2529.
- [20] Kong Huaicong, Lin Min, Han Lve, et al. Uplink multiple access with semi-grant-free transmission in integrated satellite-aerial-terrestrial networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(6): 1723-1736.
- [21] Lagunas E, Ramírez-Parracho T, Andres Vásquez-Peralvo J, et al. Full-duplex techniques for satellite communications: Feasibility analysis and roadmap[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 2130-2151.

作者简介



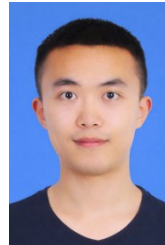
戴叶玲 女, 2001年2月出生于江苏省南通市。现为南京邮电大学通信与信息工程学院博士研究生。主要研究方向为卫星通信、无线通信等。
E-mail: dyl424123@163.com



郭焱 女, 2000年1月出生于山西省晋中市。现为南京邮电大学通信与信息工程学院博士研究生。主要研究方向为卫星通信、移动通信等。
E-mail: gy005311@163.com



刘笑宇 男, 1996年3月出生于江苏省淮安市。现为南京邮电大学预聘副教授。主要研究方向为空地一体化信息网络等。
E-mail: xiaoyu.liu@njupt.edu.cn



韩略 男, 1992年4月出生于江苏省淮安市。现为南京邮电大学讲师。主要研究方向为空地一体化、性能分析等。中国电子学会会员编号: E190184285M。
E-mail: 20220085@njupt.edu.cn



林敏 男, 1972年10月出生于浙江省台州市。现为南京邮电大学教授、博士生导师。主要研究方向为无线通信系统、智能信号处理、天线新技术。
E-mail: linmin@njupt.edu.cn