太空计算的隐性成本：通过物理驱动建模量化低地球轨道电池老化

Li Zeng*、Jingyang Zhu†、Zixin Wang*、Yuanming Shi†、Khaled B. Letaief*

*电子与计算机工程系，香港科技大学，香港

†信息科学与技术学院，上海科技大学，中国上海 电子邮箱：lzengan@connect.ust.hk, {zhujy2, shiym}@shanghaitech.edu.cn，{eewangzx, eekhaled}@ust.hk

arXiv:2603.04372v1 [eess.SP] 4 Mar 2026

摘要—**6G时代的低地球轨道（LEO）卫星星座正发展为智能在轨计算平台，形成太空计算能力网络（SCPNs），以提供全球规模的计算服务。然而，SCPN中的密集计算会带来巨大的"隐性成本"：频繁的充放电循环会加速卫星寿命受限且成本高昂的电池发生物理退化，从而威胁此类系统的长期运行可行性。现有方法通常依赖放电深度（DoD）等间接指标，并忽视电池老化这一复杂的非线性退化过程，因此无法准确量化这项成本。为此，我们提出一种高保真物理驱动模型，定量关联计算工作负载参数与电池的非线性退化。在此模型基础上，我们构建退化感知调度问题，并分析不同能源状态下的启发式策略。仿真结果表明，最优策略应具有自适应性：在太阳能充足条件下，最大化即时太阳能利用率的短视策略表现更优；而在能源匮乏时，利用实时电池状态的响应式策略可显著延长电池寿命。**

索引词—**卫星网络、边缘计算、电池退化、能量采集、低地球轨道星座。**

I. 引言

下一代通信系统的发展愿景正逐渐聚焦于感知、通信与计算的融合，而低地球轨道（LEO）卫星星座则日益成为提供无处不在服务的关键基础设施。配备日益强大的星载计算资源的卫星，正从传统的通信中继转变为智能服务处理器 [1]。这一转变直接回应了两大需求：海量轨道生成数据难以实际下传，以及对实时原位分析的迫切需求 [2]。以 SpaceX 的星链等现代星座所具备的万亿次浮点运算级处理能力为例 [3], ，这些进展正推动形成一个协同统一的太空计算能力网络（SCPN） [4], [5]。这一分布式在轨计算体系有望提供全球实时智能服务，例如灾害监测和精准农业 [6]。

然而，与由稳定且可维护的电网供电的地面系统不同，卫星计算处理网络依赖于太阳能与电池混合供电系统。在这种配置下，频繁的充放电循环，尤其是在卫星仅依靠电池供电运行的轨道日食时段，会显著损害不可更换的星载电池。性能退化会缩短星座的运行寿命，并大幅增加部署和补充成本 [7]。例如，V2 Mini 星链卫星的估计造价约为 80 万美元，运行寿命却仅约五年。导致这一问题的一个关键因素，是卫星在日食阶段执行计算密集型任务。因此，亟需建立一个定量模型，明确刻画计算任务调度与电池性能退化之间的关系，为卫星计算处理网络中的寿命感知资源管理奠定基础 [8], [9]。

许多现有方法将任务调度与电池退化之间的关系视为隐含关系。虽然有些研究侧重于节能路由 [7]–[10] 和网络通信[11]，，另一些研究则关注星载计算，通常使用放电深度（DoD） [12], [13]等简化指标来建模能耗。然而，这些指标与导致实际电池老化的复杂非线性电化学机制仅存在间接关联。因此，计算任务参数（即工作负载强度、处理器频率和执行时长）与星载电池物理退化之间的关系尚未得到充分刻画。

本文首次建立了一种基于物理机制的模型，直接关联卫星上计算任务的执行与其星载电池的物理退化。基于该模型，我们提出并分析了单任务调度这一基础问题，其目标是最大限度地降低长期电池老化。通过设计和评估多种启发式策略，我们发现了一个关键结论：**最优调度启发式算法高度依赖具体情境，随任务功率需求与可用太阳能之间的相互作用而变化**。本工作为解决新兴 SCPN 范式中更复杂的多任务和分布式调度挑战奠定了基础 [14]。

II. 系统模型

A. 网络架构与轨道动力学

我们考虑一个由 N异构低地球轨道卫星组成的 SCPN 星座，记作 $\mathcal{S} = \{1, \ldots, N\}$,

Yuanming Shi 的工作部分得到了国家自然科学基金项目（项目编号：62522117）的资助。本工作部分得到了香港研究资助局卓越领域计划（AoE）项目（项目编号：AoE/E-601/22-R）的资助。

这些卫星共同构成一个分布式计算平台。该网络的物理拓扑建模为 Walker Delta 构型，这是现代卫星巨型星座中应用最广泛的架构之一。此构型包含 P 个轨道平面，每个平面有 S颗卫星，共计 $N = P \times S$ 颗卫星。通过计算每颗卫星在地心惯性坐标系（ECI）中的位置向量 $\vec{r}_s(t)$，对其轨迹 s 进行建模。对于任何处于圆形轨道上的卫星，其位置由下式确定：

$$\begin{cases} x(t) = a(\cos\Omega\cos u(t) - \sin\Omega\sin u(t)\cos i) \\ y(t) = a(\sin\Omega\cos u(t) + \cos\Omega\sin u(t)\cos i) \\ z(t) = a(\sin u(t)\sin i) \end{cases} \quad (1)$$

其中，$a = R_E + h$ 为半长轴，$n = \sqrt{\mu/a^3}$为平运动，$u(t) = u_0 + n \cdot t$ 为纬 argument of latitude。每颗卫星的这些方程都取决于一组独特的初始条件：其倾角 i、升交点赤经（RAAN）Ω，以及初始纬 argument of latitude u_0。

为初始化整个星座，我们根据 Walker Delta 配置为每颗卫星设定这些参数。令$s_{i,\,j}$ 表示第 i个轨道面中的第 j 颗卫星，其中 $i \in \{0, \ldots, P-1\}$ 且 $j \in \{0, \ldots, S-1\}$。所有卫星具有相同的轨道高度 h 和倾角i，但其 RAAN 和初始相位各不相同。第 i个轨道面的 RAAN Ω_i由均匀的平面间隔给出：$\Omega_i = i \cdot \frac{2\pi}{P}$。卫星 $s_{i,\,j}$的初始纬 argument of latitude 定义了它在轨道面内的起始位置，其计算公式为：$u_{0,\,i,\,j} = \left(\frac{j}{S} + \frac{i \cdot F}{N}\right) 2\pi$，其中 $F \in \{0, \ldots, P-1\}$ 是相邻轨道面之间的整数相位参数。将 Ω_i 和 $u_{0,\,i,\,j}$ 代入一般运动方程 1，即可计算任意时刻 t任意卫星的精确坐标。

B. 卫星星载能量采集模型

卫星的能量动力学由采集的太阳能功率与星载功耗之间的平衡所决定。能量采集是卫星的主要电源，通过太阳能电池板将太阳辐射转换为电能来实现。所产生的功率记为 $P_s^H(t)$，具有高度时变性，因为它直接取决于卫星的轨道位置，而该位置已在上一节中建模。在平衡的另一侧，能耗由两个主要部分组成：维持基本平台运行所需的恒定基线功率 $P_s^{\text{operational}}$，以及载荷执行计算、通信或感知等任务时产生的可变功耗。这种与载荷相关的能耗大小取决于在SCPN内做出的具体调度决策。

在能量采集过程中，瞬时采集的太阳能功率$P_s^H(t)$是太阳辐照度、面板属性以及由轨道模型导出的两个关键几何因素的函数：卫星的日食状态和由面板朝向引起的余弦损耗，其表达式为 [15]:

$$P_s^H(t) = I_s(t) \cdot G_{\text{solar}} \cdot A_s \cdot \eta_s \cdot \cos(\theta_{\text{eff}}(t)) \quad (2)$$

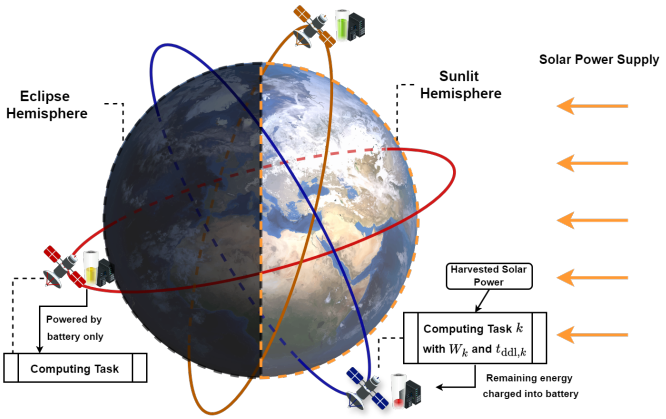


图1：系统模型概述。卫星为计算任务供电的电源取决于其轨道位置。在向阳半球，它主要使用采集的太阳能功率；而在日食半球，它完全依赖电池，从而加速性能退化。

其中 $G_{\text{solar}} \approx 1361\text{W m}^{-2}$ 为太阳常数。两个时变分量 $I_s(t)$和$\cos(\theta_{\text{eff}}(t))$详述如下。

1）日食条件：卫星处于地球的几何阴影中时，无法采集能量。二元日食指示函数 $I_s(t) \in \{0, 1\}$ 在日食期间为 0，否则为 1。当满足以下两个条件时，就会发生日食：1）卫星位于地球的夜侧；2）卫星到日地连线的垂直距离小于地球半径。设 $\vec{r}_{\text{sun}}$ 为指向太阳的向量。该指示函数的形式化定义如下：

$$I_s(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } (\vec{r}_s(t) \cdot \vec{r}_{\text{sun}} < 0) \wedge \\ & \left(\|\vec{r}_s(t)\|^2 - (\vec{r}_s(t) \cdot \hat{u}_{\text{sun}})^2 < R_E^2\right) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中，$\hat{}u_{\text{sun}}$ 是指向太阳的单位向量。

2）面板朝向与余弦损失：我们假设太阳能电池板固定安装，并沿径向背离地球中心。因而，面板的法向量与卫星的位置向量方向一致，即 $\hat{}n_p(t) = \vec{r}_s(t)/a$。采集到的功率与该法向量和入射阳光之间夹角的余弦值成正比。此余弦因子通过点积计算：

$$\cos(\theta_{\text{eff}}(t)) = \max\left(0, \frac{\vec{r}_s(t) \cdot \hat{u}_{\text{sun}}}{a}\right) \quad (4)$$

在定义了所有组件后，公式（2）为任意时刻 t的能量采集功率提供了一个完整的、基于物理的模型。

在建立卫星的轨道和能量动力学后，我们现在能够对能耗导致的长期电池退化进行建模。

III. 计算任务的电池退化模型

上一节对瞬时功率流进行了建模，本节将介绍我们的核心贡献：一个基于物理的

模型，用于量化这些功率动态造成的累积且不可逆的损伤，即电池退化。

A. 电池循环寿命模型

对于卫星常用的锂离子电芯，电池可承受的总循环次数 L 与每个循环中施加的恒定放电深度 d 之间存在一种成熟的经验关系，可表示为 [7]:

$$\log_{10}(L) + \sigma \cdot d = \epsilon, \tag{5}$$

其中， σ 和 ϵ 是根据实验数据得出的电池特定常数。该方程体现了一个基本原理：放电循环的放电深度越大，对电池化学体系造成的应力就越大，从而加速其整体使用寿命的缩短。

B. 瞬时退化率

在真实的卫星运行场景中，放电深度并非常数，而是持续变化的。为处理这种动态特性，我们必须推导瞬时退化率函数，记为 $f(d)$，它表示在特定放电深度下寿命的消耗速率。确定该瞬时速率后，即可对任意放电深度轨迹进行积分，从而量化任何动态过程造成的精确电池退化，这也是我们任务级退化模型的核心。

按照文献 [7]，中的方法，推导首先将任意放电深度 d ˆ 下的循环寿命 L 与基准循环寿命 L 联系起来；该基准循环寿命定义于 $d = 1$ （即 100% 放电深度）。根据式（5），这种关系为:

$$L = \hat{L} \cdot 10^{\sigma(1-d)}. \tag{6}$$

单次深度为d 的循环所消耗的总寿命比例，可视为基准寿命与该深度下寿命之比，即ˆ$L/L = 10^{\sigma(d-1)}$。假设平均退化率在整个放电过程中保持均匀，则可将从 0 放电至 d 的单次放电的总累积寿命消耗 $g(d)$定义为放电深度乘以这一比例成本:

$$g(d) = \int_0^d f(x)\mathrm{d}x = d \cdot 10^{\sigma(d-1)}. \tag{7}$$

然后，对$g(d)$求导，即可得到瞬时速率 $f(d)$:

$$f(d) = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}d}\left(d \cdot 10^{\sigma(d-1)}\right) = 10^{\sigma(d-1)} \cdot (1 + \sigma \ln(10) \cdot d). \tag{8}$$

函数 $f(d)$量化了电池在任意放电深度下运行的边际老化成本，为下一小节的分析提供了关键工具。

C. 计算任务导致的总性能退化

最后一步是应用此模型，量化执行特定计算任务 k 所造成的总性能退化。任务由其总工作负载表征， W_k （例如，以 CPU周期计）。为了执行该任务，卫星 s可以动态调整其处理器频率，$f_{s,\,k}$。这种选择会带来一个关键的权衡：以更高频率执行可以缩短任务的持续时间，$\tau_{s,\,k} = W_k/f_{s,\,k}$，但会大幅增加瞬时功耗，因为 CMOS处理器的动态功耗大致与其频率的立方成正比 [16]:

$$P_{s,k}^{\text{task}} = c_s \cdot f_{s,k}^3, \tag{9}$$

其中， c_s 是处理器架构特有的常数。

值得注意的是，卫星电力系统的运行遵循明确的逻辑：采集的太阳能首先直接用于满足卫星运行和有效载荷的需求 [12]。如果采集的功率超过总需求，多余的能量便用于给电池充电。相反，如果需求大于采集的功率，电池就必须放电以弥补缺口。这意味着，主要由放电引起的电池退化仅会在总功耗超过瞬时采集功率时发生。这一逻辑带来了两方面的调度偏好：第一，在能量采集较多的时段执行任务；第二，在截止时间允许时，以较低功率执行任务，因为这两种策略都有助于减少电池放电。

因此，任务期间消耗的总寿命，$L_{s,\,k}$，等于瞬时退化率 $f(d)$ 与放电深度增长率的乘积在任务期间的积分。该积分可表示为任务持续时间 $\tau_{s,\,k}$ 上的积分，任务从时刻 t 开始:

$$L_{s,k} = \int_t^{t+\tau_{s,k}} f(d_s(t')) \cdot \max\left(0, \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t'} d_s(t')\right) \mathrm{d}t'. \tag{10}$$

项 $\max\left(0,\ \mathrm{d}\,\mathrm{d}t' d_s(t')\right)$ 起到开关的作用，确保仅当电池正在放电时，积分才会累积（$\mathrm{d}\,\mathrm{d}t' d_s(t') > 0$）。放电深度的变化率由上述能量逻辑所定义的净功率流决定:

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t'} d_s(t') = \frac{(P_{s,k}^{\text{task}} + P_s^{\text{operational}}) - P_s^H(t')}{B_s^{\text{capacity}}}. \tag{11}$$

将 $f(d_s(t'))$ 和 $\mathrm{d}\,\mathrm{d}t' d_s(t')$ 的表达式代入式 (10)，即可得到一个完整且符合物理规律的模型，用于描述调度给定计算任务所导致的电池寿命退化。尽管该积分较为复杂，仍可通过数值方法求解，从而得出精确的老化成本。

IV. 考虑性能退化的单任务调度标准模型

我们考虑这样一种情形：在给定时刻 t_{now}，一个具有工作负载 W_k 的计算任务 k 到达并需要执行。该任务必须在指定截止时间 $t_{\text{ddl},\,k}$ 前完成。对于每颗卫星 $s \in \mathcal{S}$，我们都已知其当前状态（包括位置、速度和电池电量 $B_s(t_{\text{now}})$）以及所有物理参数。本文旨在确定最优调度决策，即选择一颗卫星来执行该任务、确定执行的开始时间以及处理器频率，从而最小化

由此产生的电池退化，同时满足所有运行约束。[1]

单任务调度问题可建模为混合整数非线性规划（MINLP）问题。目标是选择卫星分配、开始时间和处理频率这一最优三元组。对于给定任务 k和卫星集合 $\mathcal{S}$，我们定义以下决策变量：二元分配变量 $x_s \in \{0,1\}$，其中 $x_s = 1$ 表示将任务分配给卫星 s；连续开始时间$t_{\text{start},\,s} \in \mathbb{R}^+$；以及连续处理频率 $f_{s,\,k} \in \mathbb{R}^+$。完整的优化问题记为 $\mathscr{P}_1$，其形式如下：

$$\underset{x_s,\,t_{\text{start},s},\,f_{s,k}}{\text{minimize}} \quad \sum_{s\in\mathcal{S}} x_s \cdot L_{s,k}(t_{\text{start},s}, f_{s,k}) \tag{12a}$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{s\in\mathcal{S}} x_s = 1, \tag{12b}$$

$$x_s \in \{0,1\}, \qquad \forall s \in \mathcal{S}, \tag{12c}$$

$$t_{\text{start},s} \geq t_{\text{now}}, \qquad \forall s \in \mathcal{S}, \tag{12d}$$

$$t_{\text{start},s} + \frac{W_k}{f_{s,k}} \leq t_{\text{ddl},k}, \qquad \forall s \in \mathcal{S}, \tag{12e}$$

$$f_{\min,s} \leq f_{s,k} \leq f_{\max,s}, \qquad \forall s \in \mathcal{S}, \tag{12f}$$

$$B_s(t') \geq B_{\min,s}, \qquad \forall s, \forall t' \in \mathcal{T}_{s,\,k}. \tag{12g}$$

目标函数 (12a) 将总电池性能退化降至最低，其中 $L_{s,\,k}(\cdot)$ 是式 (10) 中的退化函数，$\mathcal{T}_{s,\,k} = [t_{\text{start},s}, t_{\text{start},s} + W_k/f_{s,k}]$ 是任务执行区间。该优化问题受到若干运行约束的限制。约束 (12b) 确保任务恰好分配给一颗卫星。约束 (12d) 和 (12e) 限定任务的时间窗口。约束 (12f) 确保所选频率处于处理器的硬件限制范围内。最后，约束 (12g) 是一项关键安全约束，用于防止电池深度放电。目标函数和约束的非凸特性使得 $\mathscr{P}_1$ 难以在实时情况下求得最优解，因此有必要开发有效的启发式方法。

说明。 我们在式(10) 中的退化模型，相较于简单的基于放电深度的指标，具有两个关键优势。首先，它具有路径依赖性：它能够准确反映这样一个事实，即快速、高功率放电造成的损伤大于缓慢、低功率放电，即使两者最终的放电深度相同。这对于评估*CPU*频率缩放决策至关重要。其次，它具有状态感知能力，因为瞬时退化率$f(d)$ 非线性地取决于电池的当前状态（放电深度）。将近乎充满的电池从*10%*放电深度推至*20%*的调度决策，其老化成本远低于将电量几近耗尽的电池从*80%*放电深度推至*90%*的决策。传统的放电深度指标仅考虑电量变化总量，无法反映这些关键的非线性效应。

[1]请注意，我们在此仅关注计算延迟，而将传输延迟抽象掉。这一简化是合理的，因为对于所考虑的密集型工作负载，计算时间往往远大于通信延迟，并且这使我们能够更好地分离任务分配本身的核心权衡。

表 I：关键仿真参数

参数	数值／分布
电池容量（B_s^{capacity}）	1200 瓦时
太阳能电池板面积 (A_s)	$U[3\,\text{m}^2, 15\,\text{m}^2]$
电池板效率 (η_s)	$U[0.05, 0.15]$
运行功率 ($P_s^{\text{operational}}$)	$U[50\,\text{W},\ 100\,\text{W}]$
初始荷电状态	$U[20\%,\ 95\%]$
最低荷电状态	20%
处理器频率范围	[1 GHz、4GHz]
性能退化常数（σ）	0.8
处理器常数（c_s）	10^{-26}
工作负载 (W_k)	$U[1\times10^{11}, 1\times10^{12}]$ 个周期
时间预算 (Δt)	$U[25\,\text{s},\ 1000\,\text{s}]$

V. 仿真研究

在本节中，我们进行大量仿真，以评估基于不同调度策略的若干启发式算法的性能。

A. 仿真设置

我们根据表 I 中详细列出的参数，建立了一个异构仿真环境。

1）星座与卫星参数：我们仿真了一个沃克德尔塔星座，其中包含 12 个轨道平面，每个轨道平面有 25 颗卫星（共 300 颗），轨道高度为 550 km，倾角为 53°。每颗卫星的关键物理参数和功率参数（例如太阳能电池板面积）均从均匀分布中随机采样。

2）任务生成与实验设计：我们在多种场景下评估启发式算法。在总体性能比较中，我们仿真了 5400 秒内随机时刻到达的 1000 个任务（约为一个完整的轨道周期）。在参数扫描实验中，我们固定一个任务参数，同时改变另一个参数，并在每个取值点采样 1000 个不同的到达时刻，以获得统计稳定的总体趋势。

3）基准方法：我们研究了若干启发式策略，作为解决该问题的实用方法 $\mathscr{P}_1$，这些策略着眼于最关键的决策：选择执行任务的卫星。

- 随机选择：从可用且符合条件的候选卫星池中均匀随机地选取一颗卫星。
- *DoD*优先选择：这种贪心启发式算法会选择放电深度最低的卫星，或者说，选择当前电池荷电水平最高的卫星，$B_s(t_{\text{当前}})$。通过选择储存能量最多的卫星，该策略旨在使电池保持在损害较小、性能退化较轻的衰减状态下运行。
- 最小功率赤字选择：这代表另一种贪心策略，但它关注的是当前功率流，而非储存能量。该策略会选择瞬时功率盈余最大的卫星，计算方式为 $P_s^H(t_{\text{当前}}) - P_{\text{运行中}s}$。其依据是选择能够利用当前采集能量最好地满足额外任务功率需求的卫星，从而尽量减少眼下从电池取电的需求。

- 最小净能量成本选择：这种高级启发式算法利用预测信息，找出预计净能量消耗最低的卫星。对于每颗卫星的潜在执行计划（例如以最低可行频率从 $t_{\text{当前}}$开始），该算法对可预测的未来能量采集曲线 $P_s^H(t)$ 进行数值积分，以计算净能量成本，即总能量消耗减去总采集能量。随后，选择逻辑会优先考虑自我可持续性：任何净能量成本不大于零（表示存在能量盈余）的卫星都被视为最优，并加入候选列表。最后，从该列表中均匀随机选出一颗卫星。如果没有卫星实现能量盈余，该启发式算法便默认选择净能量成本为正且数值最低的那颗卫星。为提高效率，该方法使用可预测的未来状态，并可预先计算后存入查找表。

一旦通过上述任一启发式算法选定卫星，就会采用通用且确定性的局部策略来设置执行参数（$t_{\text{start},\ s}$ 和$f_{s,\ k}$）。该策略遵循简单的节能原则：为尽量降低瞬时功耗（$P_{\text{任务}} \propto f^3$），它会找出能够使任务恰好在截止时间（$t_{\text{ddl},\ k}$）完成的最低处理器频率，同时满足所有硬件和电池安全约束。如果不存在这样的频率，则认为该任务对于所选卫星不可行。通过采用统一的卫星内策略，我们确保了比较各项主要选择启发式算法性能时具有公平且一致的基础；这些性能将在下一节中进行评估。

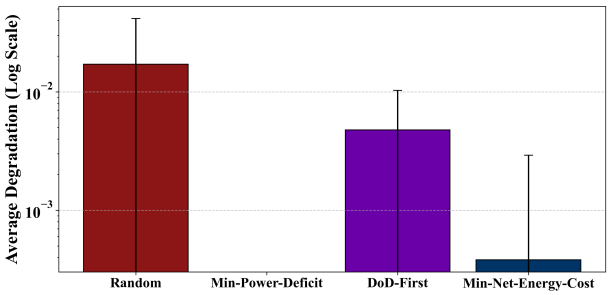
B. 结果与讨论

现在，我们将展示并分析四种调度启发式算法的性能。

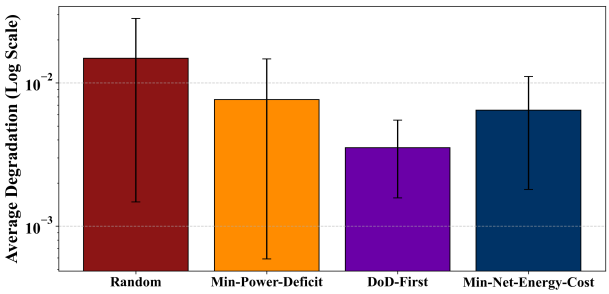
1）能量可用性的影响：调度启发式算法的性能很大程度上取决于能量状况，尤其取决于任务的功耗与卫星能量采集能力之间的关系。我们通过两个对比场景对此进行说明，结果汇总于图2中。

图2a展示了一个能量充裕环境，其中我们将电池板效率范围设为 $U[0.1, 0.3]$，且太阳能通常足以满足任务的能量成本。在此环境下，*Min-Power-Deficit* 策略表现尤为出色，通过持续找到瞬时太阳能功率足够高的卫星来完全避免使用电池，实现了近乎零的性能退化。预测型*Min-Net-Energy-Cost* 也表现良好，但略逊一筹，因为它专注于尽量减少净能量消耗，仍可能导致少量电池放电。有趣的是，*DoD-First* 策略在这一工况下表现较弱。这揭示了一个潜在陷阱：电量最高的卫星可能即将进入日食期，因此在太阳能本就充裕的情况下，选择它反而可能带来意想不到的风险。

相反，图2b展示了一个能量受限的环境，在这种环境下，电池的使用不可避免。我们将电池板效率范围设为 $U[0.012, 0.024]$，使任务功耗显著高于可用太阳能。



（a）能量充裕环境下的性能。



（b）能量受限环境下的性能。

图2：两种不同能量收集工况下的平均退化成本。

性能排名发生了显著逆转。此前表现最佳的 最小功率缺额策略如今表现不佳，因为它只关注并不存在的功率盈余，这种短视做法已不再有效。在这种电池依赖工况下，能够明确管理电池状态的策略表现更优。值得注意的是，*DoD*优先和最小净能量成本如今都明显优于最小功率缺额策略。*DoD*优先启发式算法表现最佳，实现了最低的平均退化和最小的方差。通过确保任务在损害较小的低放电深度状态下启动，该策略在电池放电不可避免时表现出最高的稳健性。这些结果揭示了一个关键结论：最优调度策略并非一成不变。理想的调度器应具备自适应能力。**当任务的功率需求相对于可获取的能量较低时，应优先使用瞬时太阳能功率。当任务功耗较高且电池的使用不可避免时，则应转向以电池为中心的策略。**

2）任务工作负载的影响：图 3 展示了在截止时间固定为 1500 秒时，平均退化随任务工作负载增加的变化情况。图中呈现出明显的性能交叉点。对于较小的工作负载（低于 $\approx 1 \times 10^{12}$ 个周期），短视的最小功率缺额 策略表现出色，因为直射阳光下的卫星能够完全满足较低的任务功率需求。然而，随着工作负载增加、总能量需求随之增长，该策略的性能迅速下降，其初期的功率盈余已无法准确预测长时间执行期间的表现。在这一高负载工况下，以电池为核心的策略更具优势。*DoD*优先 策略的表现始终稳定可靠，证明其比如今已不可靠的最小功率缺额策略更有效。同样，预测型最小净能量成本

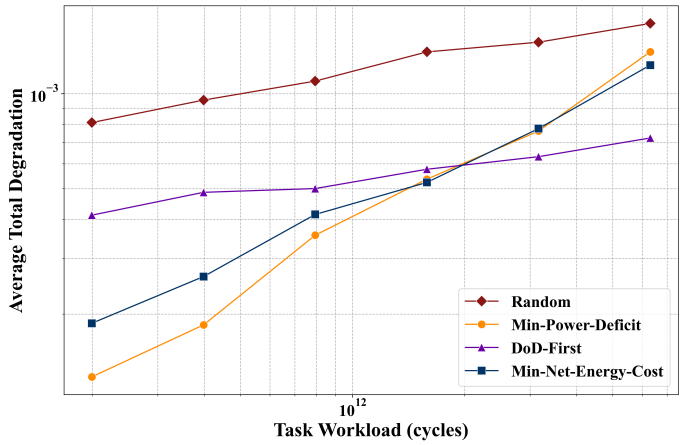


图3：在固定时间预算下，任务工作负载对平均退化成本的影响。

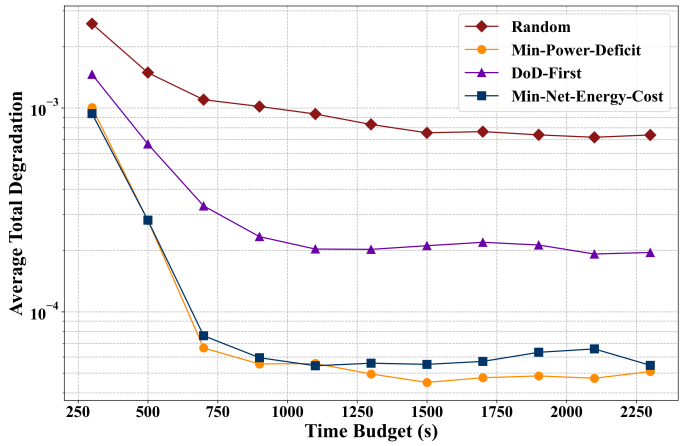


图4：固定工作负载下，时间预算对平均退化成本的影响。

策略通过在整个持续时间内有效管理能量概况，展现出其优势。

3) 时间预算的影响：图4展示了在固定工作负载 10^{12} 周期的情况下，任务时间预算对平均性能退化的影响。首先，对于所有启发式算法，将时间预算从非常紧张的数值（例如 400 秒至 800 秒）增加，会大幅降低性能退化。这是因为额外的时间使调度器能够选择显著更低的处理器频率，从而大幅降低任务的功耗（$P_{\text{任务}} \propto f^3$），进而减轻电池所承受的压力。其次，该图再次清楚地表明了两种能量感知启发式算法——最小功率缺额和最小净能量成本——的优越性。随着截止时间变得更加宽裕，它们能够找到合适的卫星，使得功耗更低、持续时间更长的任务几乎完全由采集的太阳能供电，从而将性能退化降至极低水平；这也表明预测信息会非常有用。

VI. 结论

在本工作中，我们提出了首个基于物理的定量模型，该模型明确刻画了二者之间的因果关系计算任务执行以及低地球轨道卫星星载电池的非线性老化。基于该模型，我们将问题形式化为电池老化感知的单任务调度问题，并在真实的轨道能量动态下评估了多种启发式策略。仿真揭示了一项关键见解：最优调度策略本质上依赖于具体情境：在太阳能充裕时，短视的能效导向策略表现良好；而在日食阶段，尽量减少大电流放电的反应式策略对于抑制电池退化至关重要。本工作建立了基础建模框架，并提供了初步的算法见解，为可持续空间计算能力网络中多任务、分布式及寿命感知调度的未来研究铺平了道路。

参考文献

[1] Q. Chen、Z. Guo、W. Meng、S. Han、C. Li 和 T. Q. S. Quek，“联合通信与计算嵌入式 SAGIN 中的资源管理综述”，*IEEE Commun.Surv. Tuts.*，第 27 卷，第 3 期，第 1911–1954 页，2025 年 6 月。[2] D. Mohney，“来自太空的太字节：卫星成像正在填满数据中心”，2020 年 4 月。[3] “SpaceX：我们已将 32,000 台 Linux 计算机发射到太空，用于星链互联网。”[4] L. Kuang、Y. Shi、K. Liu 和 C. Jiang，“太空计算能力网络：基础与技术”，*Engineering*，2025 年。[5] S. Wang 和 Q. Li，“卫星计算：愿景与挑战”，*IEEE Internet Things J.*，第 10 卷，第 24 期，第 22514–22529 页，2023 年 12 月。[6] N. Ruan、K. Li、Q. Zhang、L. Lov´en、P. K. Donta、Y. Jia 和 S. Dustdar，“用于地球观测的边缘 AI”，*IEEE Internet Comput.*，第 29 卷，第 3 期，第 31–40 页，2025 年。[7] Y. Yang 、 M. Xu 、 D. Wang 和 Y. Wang，“面向卫星网络的节能路由”，*IEEE J. Sel. Areas Commun.*，第 34 卷，第 3869–3886 页，2016 年 12 月。[8] F. Chen、Q. Wang 和 Y. Ran，“最大化 LEO 卫星网络电池寿命的动态路由算法”，载于 *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Commun. (ICCC)*，2022 年 12 月，第 671–676 页。[9] M. Hussein、G. Jakllari 和 B. Paillassa，“关于延长 LEO 卫星网络卫星服务寿命的路由研究”，载于 *Proc. IEEE Glob. Commun. Conf. (GLOBECOM)*，2014 年 12 月，第 2832–2837 页。[10] Y. Zhang、W. Jiang、P. Wan、A. Liu、H. Han、J. Mu、S. Liu、W. Gu、S. Huang 和 Z. Feng，“构建高效卫星网络路由方案：挑战与机遇”，*IEEE Commun. Stand. Mag.*，第 9 卷，第 2 期，第 30–38 页，2025 年 6 月。[11] Y. Liu、X. Li、D. Li、C. Zhao 和 S. Huang，“卫星光网络中的绿色激光星间链路规划：利用数值量化权衡电池寿命与网络吞吐量”，*J. Opt. Commun. Netw.*，第 16 卷，第 9 期，第 868–880 页，2024 年 9 月。[12] W. Liu、Z. Lai、Q. Wu、H. Li、Q. Zhang、Z. Li、Y. Li 和 J. Liu，“在轨处理还是不处理？面向能量感知空间边缘计算网络的阳光感知任务调度”，载于 *Proc. IEEEConf.Comput. Commun. (INFOCOM)*，2024 年 5 月，第 881–890 页。[13] Q. Li、S. Wang、X. Ma、A. Zhou、Y. Wang、G. Huang 和 X. Liu，“面向电池感知的卫星边缘计算能量优化”，*IEEE Trans. Serv. Comput.*，第 17 卷，第 2 期，第 437–451 页，2024 年 3 月。[14] Q. Zhang、L. Xu、J. Huang 和等，“分布式卫星信息网络：架构、使能技术与发展趋势”，*Sci. China Inf. Sci.*，第 68 卷，第 9 期，第 190301 页，2025 年 8 月。[15] L. Wang、Q. Li、Y. Zhou、Z. Luo、D. Zhang、S. Wang、X. Liu 和 C. Xu，“使用 RHONE 仿真太空计算网络”，载于 *Proc. USENIX Annu. Tech. Conf. (USENIX ATC)*，2025 年，第 815–831 页。[16] H. He、D. Zhou、M. Sheng、J. Li 和 C. Yuen，“多层卫星网络中由智能协同调度实现的通信计算融合”，*IEEE Trans. Commun.*，第 1–1 页，2025 年。