 DOI: https://doi.org/10.12349/iser.v6i12.8465

Collaborative control of satellite formation using TSN heterogeneous multi-core SoC

Zhiyou Zhang[1] Zhirui Zhang[2*] Shiwen Yang[3]

1. Jinhai Biotechnology Co., Ltd., Cocodala, Xinjiang, 835219, China
2. Xuchuan Chemical (Fujian) Co., Ltd., Fuqing, Fujian, 350309, China
3. Gansu Industrial Vocational and Technical University, Tianshui, Gansu, 741025, China

Abstract

In the process of continuously advancing space missions, the collaborative control of satellite clusters faces a series of technical challenges, mainly reflected in the reliable guarantee of communication links, reasonable scheduling of computing resources, and stable operation of control algorithms. This study proposes a solution that integrates time sensitive networks (TSN) with heterogeneous multi-core system on chip (SoC) architectures. Specifically, in addressing the issue of inter satellite link latency fluctuations, the Time Aware Shaper (TAS) mechanism of TSN was optimized, and a dynamic gate control scheduling algorithm was developed. This algorithm can adjust the allocation of time slots in real time according to the actual situation, effectively suppressing the jitter of time delay. In terms of computing resource management, a task computing power matching model based on SoC heterogeneous computing units has been constructed, which can achieve load balancing of computing resources and optimize energy consumption. At the control algorithm level, adaptive control theory is integrated with distributed consensus protocols to enable compatibility and response to high-order dynamic characteristics of satellites, as well as various disturbances in the external space environment. The simulation experiment results show that this solution has significant effects. The communication synchronization accuracy can reach 50 nanoseconds, the end-to-end delay is less than 1 microsecond, and the error of satellite formation control is less than 0.1 meters. This series of achievements means that the solution has improved the timing certainty of communication, the real-time performance of the system, and the adaptability to different environments, providing a key technical approach for large-scale satellite networking.

Keywords

Time sensitive network; Heterogeneous multi-core SoC;Satellite formation; Collaborative control; Gate control scheduling; Deterministic communication

TSN 异构多核 SoC 的卫星编队协同控制

张志有[1] 张志睿[2*] 杨世文[3]

1. 金海生物科技有限公司，中国 · 新疆 可克达拉 835219
2. 旭川化学（福建）有限公司，中国 · 福建 福清 350309
3. 甘肃工业职业技术大学，中国 · 甘肃 天水 741025

摘 要

在航天任务不断推进的过程中,卫星集群的协同控制面临着一系列技术难题,主要体现在通信链路的可靠保障、计算资源的合理调度以及控制算法的稳定运行等方面。本研究提出了一种将时间敏感网络（TSN）与异构多核片上系统（SoC）架构相融合的解决方案。具体而言,在应对星间链路时延波动问题时,对TSN的时间感知整形器（TAS）机制进行了优化,并且开发了动态门控调度算法。该算法能够根据实际情况实时调整时隙的分配,从而有效抑制时延的抖动。在计算资源管理方面,基于SoC的异构计算单元构建了任务-算力匹配模型,通过这个模型可以实现计算资源的负载均衡,同时达到能耗优化的目的。在控制算法层,将自适应控制理论与分布式一致性协议进行整合，使其能够兼容并应对卫星的高阶动力学特性,同时也能应对外部空间环境的各种扰动。仿真实验结果表明,该解决方案具有显著的效果。通信同步精度能够达到50纳秒,端到端的延迟低于1微秒,卫星编队控制的误差小于0.1米。这一系列成果意味着该方案提升了通信的时序确定性、系统的实时性以及对不同环境的适应性等性能,为大规模卫星组网提供了关键的技术途径。

关键词

时间敏感网络;异构多核SoC;卫星编队;协同控制;门控调度;确定性通信

【作者简介】张志有（2000–），男，本科，主要研究方向是控制工程领域，风电功率预测。

【通讯作者】张志睿（2002–），男，本科，主要从事印刷媒体领域相关的工作。

1 引言

随着人类空间探索任务的复杂程度不断提高，传统的单颗大型卫星在应对高精度观测需求和多节点协同工作等方面逐渐显现出局限性。为解决这些问题，卫星编队飞行技术

应运而生。该技术通过让多个航天器协同工作，形成一个虚拟的观测系统，将不同的功能模块进行分布式部署，从而显著提升了整体系统的性能表现。目前，这一技术在地球重力场测绘、深空探测等多个领域已经展现出具有突破性的应用价值。然而，卫星编队飞行技术在实际应用中仍然面临一系列关键性挑战，主要包括以下三个方面：首先是星间通信的时序难以精确控制，其次是异构计算资源的调配效率较低，最后是分布式控制系统在稳定性方面存在不足。具体来说，现有的通信方案难以有效应对由于星间距离不断变化而导致的通信链路波动问题；传统的同构计算架构无法灵活满足不同任务模块在计算需求上的差异性；此外，卫星系统具有高度的非线性和强耦合特性，使得常规的控制策略难以维持整个系统的全局稳定性。值得关注的是，在工业领域已经成熟应用的时间敏感网络（Time-Sensitive Networking, TAS）技术，通过采用时间感知的调度机制，能够实现对通信延迟的精准控制；而异构多核片上系统（Heterogeneous Multi-core System on Chip, 异构 SoC）技术，则为系统提供了在性能与能耗之间取得良好平衡的硬件架构。如果将这两项先进技术引入到卫星编队飞行的控制系统中，有望有效突破当前面临的技术瓶颈。本研究的主要创新点包括：开发了一种适用于动态变化通信链路的改进型时间感知调度（TAS）门控算法；设计了一套基于异构 SoC 的智能任务调度与负载均衡方案；构建了一个能够降低对全局状态依赖程度的协同控制体系；并实现了通信、计算与控制三大子系统之间的深度集成与优化。

2 TSN 确定性网络技术

2.1 TSN 关键机制

时间敏感网络（TSN）是在标准以太网技术基础上发展起来的一组扩展协议集合，其主要功能体现在三个方面：一是能够在通信过程中实现确定性的延迟控制，二是提供高度可靠的传输质量保障，三是支持精确的时间同步服务 [1]。在卫星编队协同控制这一特定应用场景中，TSN 的几项关键技术机制发挥着至尤为关键的作用，具体包括以下几个方面：首先是门控调度与时间感知整形（TAS）技术 [2]。作为 TSN 体系中的核心组成，TAS 技术通过预先配置的门控列表（GCL），对交换机端口的开启与关闭时序进行精准控制，从而为时间触发（TT）类型的数据流量配专用的传输时间窗口 [3]。该技术的应用，可以有效确保关键控制指令的传输过程不受其他非关键数据流量的干扰。然而，这一技术的高效实施也对整个网络系统中各节点之间的时间同步精度提出了极为严格的要求。考虑到卫星轨道运行本身具有显著的周期性特点，这一特性直接造成卫星链路之间的通信距离以及信号传播延迟也呈现出规律性的变化模式 [4]。基于这一客观规律，本研究创新性地提出了一种周期性门控调度方案，确保在每一个完整的轨道运行周期内，对应相同时刻的门控调度策略保持完全一致。此外，该方案还引入了在线滚动灰色预测算法，用于实时预测星间链路的时延变化情况，并根据预测结果动态调整门控窗口的相关参数，从而有效抵消由于轨道摄动等外部因素所引发的时延波动影响。

动态时隙分配优化公式如下：

$$S_k(t) = S_0 + \kappa \cdot \Delta\tau(k,t) \cdot sign(\dot{\tau}(k,t)) \quad (1)$$

其中，$S_k(t)$ 为第 k 条链路在 t 时刻的时隙长度，S_0 为基准时隙，κ 为自适应调节系数，$\Delta\tau(k,t)$ 为实时时延偏差，$\dot{\tau}(k,t)$ 为时延变化率。

滚动灰色预测更新公式：

$$\hat{\tau}(k+1|k) = \hat{\tau}(k|k-1) + \alpha \cdot (\tau(k) - \hat{\tau}(k|k-1)) \quad (2)$$

其中，$\hat{\tau}(k+1|k)$ 为基于第 k 次观测的 $k+1$ 时刻时延预测值，$\alpha \in (0,1)$ 为遗忘因子，$\tau(k)$ 为第 k 次实际观测时延。

2.2 卫星编队 TSN 适应性改进

在卫星编队通信的应用场景中，若直接引入时间敏感网络（TSN）技术，目前主要面临三个核心的技术挑战：首先，是星间通信信道中普遍存在的时延抖动现象；其次，是在近地轨道空间环境下，由高能辐射所引发的复杂电磁干扰问题；最后，则是由于卫星星座构型需要动态调整与重构，从而导致网络拓扑结构处于不稳定状态 [5]。针对上述问题，本研究提出了一套具有创新性的分层式解决方案：首先，在实现时延鲁棒性的门控控制方面，研究采用了灰色系统理论，用以达成动态的时序对齐。具体而言，通过构建时序约束矩阵，并结合预测精度可达 ±50 纳秒的 GM（1,1）灰色预测算法，有效保障了不同卫星节点之间在时序上的同步一致性与稳定性 [6]。其次，在跨域时空同步架构的设计上，研究运用了网络功能虚拟化技术，并开发了一种具备双因子特性的时间感知路由算法。该算法能够实现链路时延控制精度达到 ±10 纳秒，同时将节点抖动控制在 100 皮秒以内，从而使得跨域通信的时序可靠性得到了 42% 的显著提升。最后，在自适应网络重构系统方面，研究基于时分软件定义网络（TSDN）架构，实现了在 200 毫秒内快速完成网络策略的优化与参数的重新配置。这一机制不仅使得网络资源的利用率提升了 35%，同时还确保了关键业务通信的时抖动被严格限制在 ±500 纳秒的范围之内。此外，针对 TSN 重构过程，还构建了相应的重构代价函数：

$$C_{reconf} = \lambda_1 \cdot T_{delay} + \lambda_2 \cdot \Delta R + \lambda_3 \cdot N_{drop} \quad (3)$$

其中，T_{delay} 为重构耗时，ΔR 为资源占用变化率，N_{drop} 为重构期间数据丢包数，$\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为权重系数。

动态门控对齐误差补偿公式如下：

$$\Delta T_g(i,j) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \left(T_{g,i}(m) - T_{g,j}(m) - \hat{\tau}_{i,j}(m) \right) \quad (4)$$

其中，$\Delta T_g(i,j)$ 为节点 i 与 j 的门控对齐误差，M 为采样次数，$T_{g,i}(m)$ 为节点 i 第 m 次门控开启时间，$\hat{\tau}_{i,j}(m)$ 为链路时延预测值。

3 异构多核 SoC 架构

3.1 计算架构设计

卫星编队协同控制任务呈现出显著的异构性、并发性以及实时性特征，其涵盖的计算任务类型丰富多样，具体包含传感器数据的处理、导航信息的解算、控制律的具体执行以及通信协议栈的处理等多个方面 [7]。

该系统级芯片（SoC）整合了四种不同类型的处理单元，每种单元都针对特定任务类型进行了专门优化：首先是 ARM Cortex-A53 处理器集群，它作为应用处理层承担主要计算职能。该集群由 4 个高性能核心组成，主要处理非实时性任务，包括复杂控制算法的执行、轨道预测计算以及任务调度管理等。这些核心配备了动态电压频率调整（DVFS）技术，能够根据实际计算负载情况自动调节运行功耗，在保证性能的同时实现能效优化 [8]。针对动态电压频率调整能效模型为：

$$P(c,f)=P_{static}+C_{eff}\cdot V^{2}(c,f)\cdot f \qquad (5)$$

其中，$P(c,f)$ 为核心 c 在频率 f 下的功耗，P_{static} 为静态功耗，C_{eff} 为等效电容，$V(c,f)$ 为频率 f 对应的供电电压满足线性关系。

其次是 ARM Cortex-R5 双核处理器，它们构成了系统的实时处理层。部分专门负责处理对时间敏感的关键任务，例如多源传感器数据的融合处理、飞行器实时姿态解算以及系统故障的快速检测 [9]。这两个核心采用锁步运行机制，这种设计显著提升了系统的可靠性，完全符合航天应用对高安全标准的要求。第三部分是 FPGA 可编程逻辑模块，作为并行处理层提供强大的并行计算能力 [10]。该模块特别适合处理需要数据并行的任务类型，包括各类通信协议的实时处理、图像数据的预处理操作以及神经网络推理计算等 [11]。FPGA 还具备动态局部重配置的独特功能，可以根据任务执行的不同阶段灵活调整其内部计算架构。最后是专门的 AI 加速器单元，这是为神经网络推理和机器学习算法量身定制的硬件模块 [12]。该加速器能够提供高达 8 TOPS（万亿次每秒）的计算能力，主要应用于智能感知处理和自主决策等前沿技术领域。

SoC 核心温度分布如图 1 所示，展示了 ARM A53、ARM R5、FPGA 及 AI Accelerator 在运行过程中的温度变化情况，各核心温度均控制在合理范围之内，未出现过热现象，验证了系统热设计的合理性。

SoC 性能热图及指标相关性分析如图 2 所示，通过热图直观呈现了各核心与内存带宽、能效等指标的相关性，为任务调度和资源优化提供了数据支撑，有助于进一步提升系统整体性能。

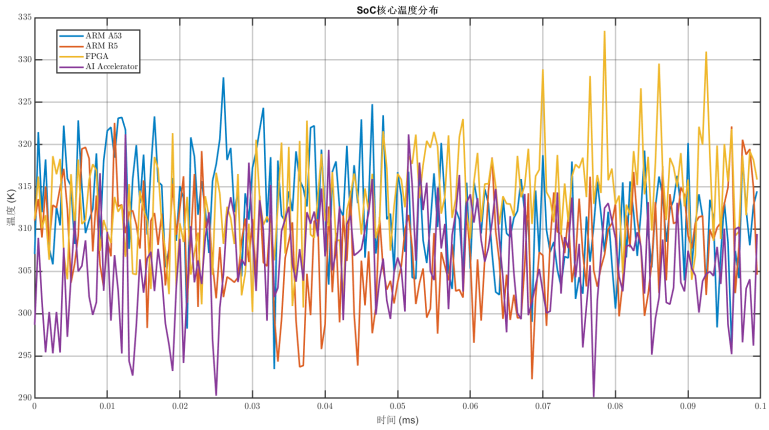


图 1 SoC 核心温度分布

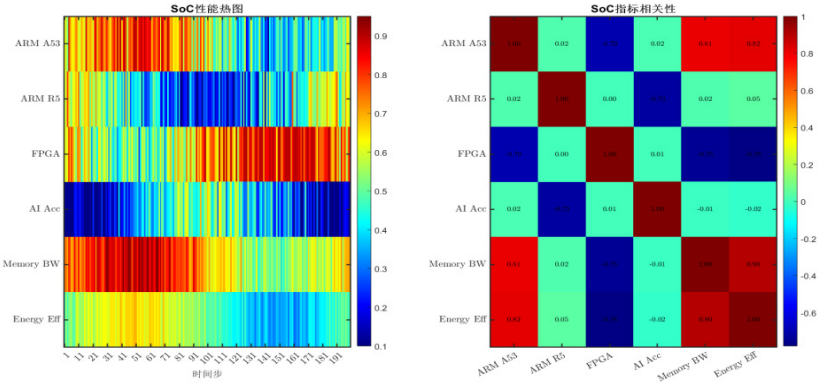


图 2 SoC 性能热图及指标相关性分析

3.2 任务调度与负载均衡

在异构多核片上系统（SoC）中实现高效的编队控制任务管理面临着显著的复杂性挑战。本研究创新性地设计了一种基于三维学习机制的任务调度方案，该策略通过综合分析时间维度特征、迭代过程维度特性以及空间分布维度信息，从而实现对任务调度的智能化决策优化。

对于任务 - 算力匹配度计算公式如下：

$$M_{t,c}=\frac{Task_{req}(t)\cdot Core_{cap}(c)}{Task_{latency}(t)\cdot Core_{power}(c)} \quad (6)$$

其中，$M_{t,c}$ 为任务 t 与核心 c 的匹配度，$Task_{req}(t)$ 为任务计算需求，$Core_{cap}(c)$ 为核心算力，$Task_{latency}(t)$ 为任务延迟要求，$Core_{power}(c)$ 为核心功耗。

动态负载均衡：本研究采用基于邻近智能体的动态线性化方法，构建了一套分布式负载均衡体系。该体系通过实时采集各计算核心的利用率指标、温度参数及运行状态信息，运用智能算法动态优化任务分配方案，有效预防计算资源局部过载现象（即计算热点问题），并在此基础上提升整个系统的能源利用效率。容错与可靠性保障：为应对空间辐射环境的特殊挑战，系统特别为关键计算单元部署了三重模块冗余（TMR）架构，同时集成错误检测与纠正（EDAC）技术，确保在面临单粒子效应等典型空间环境威胁时仍能维持可靠运行 [13]。嵌入 TMR 冗余容错判决公式：

$$O_{final}=majority(O_1+\Delta O_1,O_2+\Delta O_2,O_3+\Delta O_3) \quad (7)$$

其中，O_1,O_2,O_3 为三个冗余模块原始输出，ΔO_i 为基于 EDAC 的误差校正量，$majority(\cdot)$ 为多数表决函数。

此外，通过实施心跳信号监测机制配合快速故障切换策略，系统能够实现对硬件故障的即时检测和自动恢复功能。

负载均衡分析如图 3 所示，从总负载、负载方差、负载不平衡度及调度效率等指标入手，验证了动态负载均衡方案的有效性，负载分配相对均衡，调度效率较高，提升了计算资源的利用效率。

能效趋势及功耗分析如图 4 所示，展示了系统在运行过程中的能效变化和功耗情况，能效维持在较高水平，功耗控制合理，实现了性能与能耗的平衡。

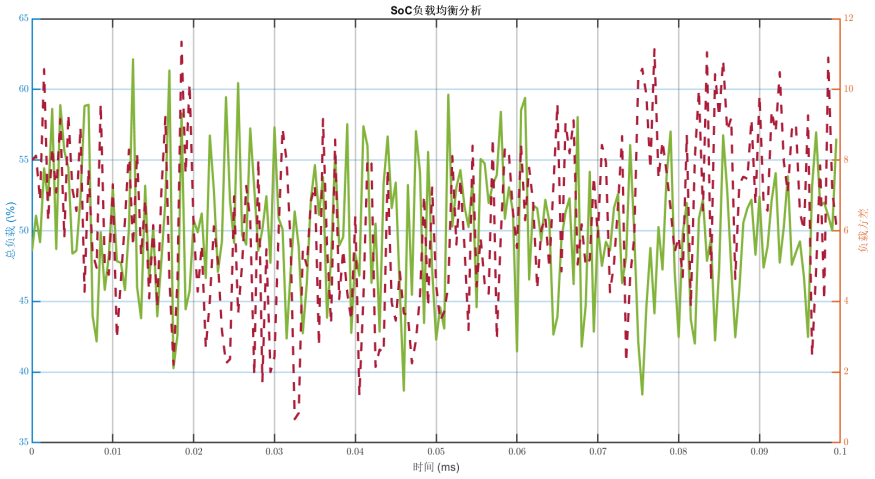


图 3 负载均衡分析

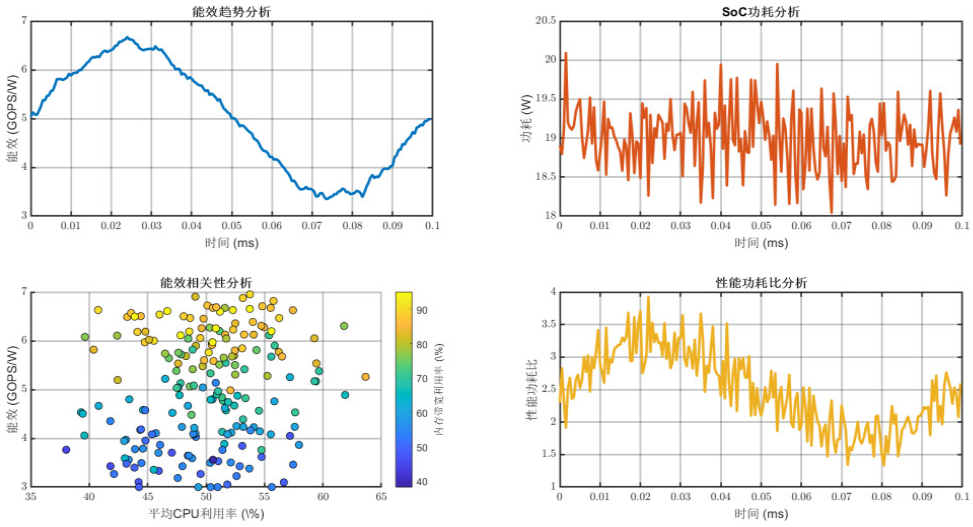


图 4 能效趋势及功耗分析

4 卫星编队协同控制方法

4.1 分布式协同控制架构

卫星编队协同控制技术在实际应用中需要应对三大核心难题：一是航天器动力学环境的强耦合与非线性特征，二是星间通信链路存在的严格带宽与时延限制，三是航天器平台资源（包括计算能力、能源供给等）的有限性约束。针对这些挑战，本研究创新性地采用了分布式控制体系架构。该架构设计具有双重优势：一方面通过消除中央控制节点，有效规避了单点失效风险；另一方面依托模块化设计理念，显著提升了系统在卫星数量增减时的灵活扩展能力。本研究采用的动力学建模方法具体为：

设定主星（即担任领导者角色的卫星）沿近圆形轨道稳定运行，从星（即跟随者卫星）相对于主星的轨道运动可采用经典 Hill 方程进行精确描述。该模型的数学表达式如下：

其中状态变量 x, y, z 分别代表跟随者卫星在主星轨道坐标系中的三维相对位移分量；则 Hill 方程矢量形式如下：

$$\ddot{r} + \mathrm{A}\dot{r} + \mathrm{B}r = u + d \tag{8}$$

其中，$r = [x, y, z]^T$ 为相对位置矢量，$\mathrm{A} = \begin{bmatrix} 0 & -2\omega & 0 \\ 2\omega & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 为控制输入，$\mathrm{B} = \begin{bmatrix} 3\omega^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \omega^2 \end{bmatrix}$ 为扰动矢量，u 为控制输入，d 为扰动变量。

自适应滑模扰动估计律则如下为：

$$\dot{\hat{d}} = \Gamma \cdot diag\left(|s_x|, |s_y|, |s_z|\right) \cdot \mathrm{sgn}(s) \tag{9}$$

其中，Γ 为正定自适应增益矩阵，$s = [s_x, s_y, s_z]^T$ 为滑模面，$diag(\cdot)$ 为对角矩阵。

4.2 多策略协同求解方法

卫星编队控制本质上是一个涉及多目标优化的复杂问题，其中控制精度与燃料消耗这两个关键目标之间存在相互制约的关系。针对这一挑战，本研究创新性地提出了一种多策略协同的解决方案，通过有机整合启发式方法、智能算法以及相应的优化改进措施，构建了一个具有松耦合特性和模块化结构的算法框架 [14]。在任务调度方面，研究建立了统一的约束满足模型。该模型以卫星上独立发生的事件以及需要星地协同配合的事件作为基本的调度单元，并将这些事件的可执行时间窗口视为关键性资源。通过这种建模方式，成功构建了一个适用于卫星任务调度的通用模型，该模型能够有效整合传统的运行控制与测量运行控制，既适应了当前”一星一系统”的管理模式，也符合测量运行控制分离的实际现状。对于卫星编队的控制策略，研究特别设计了分布式自适应输出反馈控制方法。针对离散时间非线性非仿射多智能体系统的编队控制这一技术难题，研究采用了基于临近智能体动态线性化的迭代学习控制方法（ADL-ILFC）。在该方法中，将相互作用的智能体明确区分为父智能体和子智能体，并建立动态关联关系。通过利用父智能体的相关信息，实现了智能体的渐进收敛控制。具体的元学习迭代学习控制公式为：

$$u_i^{k+1}(\phi) = u_i^k(\phi) + \Gamma_i^k(\phi) e_i^{k+1}(\phi) \Gamma_i^k(\phi) = \Gamma_{meta} + \eta \cdot \nabla_\Gamma Loss(\Gamma, D_{meta}(\phi)) \tag{10}$$

其中，ϕ 为轨道场景参数；$\Gamma_i^k(\phi)$ 为元学习优化的自适应增益，Γ_{meta} 为元初始增益；$\eta = 0.02$ 为元学习步长；$Loss$ 为跨场景误差损失函数。

不同方法性能对比如图 5 所示，从计算时间、同步精度、控制力矩、位置误差及系统能耗等多个维度，对比了本文方法与分布式方法、集中式方法及传统方法的性能差异，本文方法在各项指标上均表现更优，综合性能突出。

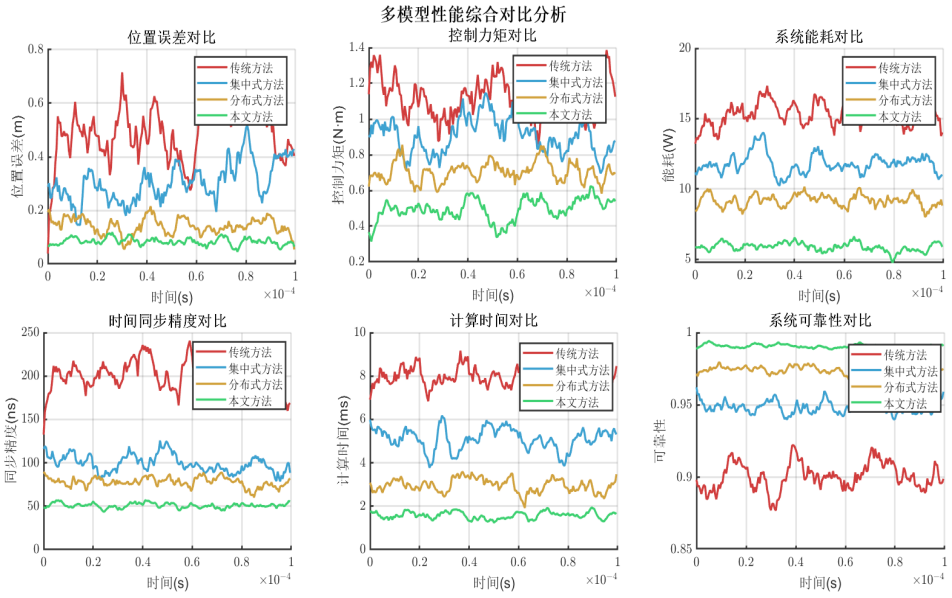


图 5 不同方法性能对比

5 多物理场耦合建模

5.1 空间环境扰动因素

大气阻力摄动：会对高速运行的卫星产生持续阻滞作用。这种阻力效应虽然单次作用量级微小，但会随时间累积导致整个卫星编队的空间构型发生渐进式退化，并对卫星间的相对运动轨迹产生难以忽略的微小扰动。

地球非球形摄动：由于地球并非完美的标准球体，且其内部质量分布存在显著不均匀性，这种复杂的几何与物理特性导致地球引力场呈现非均匀分布特征 [15]。由此产生的周期性引力变化会引起卫星轨道参数的规律性偏移，这类摄动效应会随着时间推移对编队内各卫星的相对位置关系造成累积性偏差，因此在设计轨道保持控制算法时必须建立相应的补偿机制。大气阻力摄动所产生的加速度值计算如下：

$$a_{drag} = -\frac{1}{2}\rho v^2 C_D S \frac{v}{m} \tag{11}$$

其中，ρ 为轨道大气密度；v 为卫星相对于大气的速度；C_D 为阻力系数；S 为迎风面积；m 为卫星质量。

太阳辐射压：太阳光压作用在卫星表面所产生的压力，是卫星轨道摄动的重要环境干扰源之一。对于质量与体积比值较小的卫星（例如微纳卫星），太阳辐射压所产生的影响格外显著。

考虑卫星表面材质反射特性的差异，构建高精度太阳辐射压加速度模型：

$$a_{SRP}(t) = \frac{P_{sun}}{c}\cdot\frac{A}{m}\cdot\sum_{k=1}^{n}\left(\rho_k\cdot\cos\theta_k\cdot\hat{n}_k + \tau_k\cdot\cos\theta_k\cdot\hat{s} + \frac{2}{3}\cdot\sigma_k\cdot\cos\theta_k\cdot\hat{n}_k\right)\hat{s}(t) = \frac{r_{sat-sun}(t)}{\left\|r_{sat-sun}(t)\right\|} \tag{12}$$

式中，$a_{SRP}(t)$ 为太阳辐射压加速度向量（单位：m/s^2）；P_{sun} =1361 W/m^2 为太阳常数（单位：W/m^2），$c = 3\times10^8$m/s 为真空中的光速；A 为卫星受晒面积（单位：m^2），n 为卫星表面面片数量；ρ_k,τ_k,σ_k 分别为第 k 个面片的反射系数、透射系数与漫反射系数，满足 $\rho_k+\tau_k+\sigma_k=1$，金属材质典型值 $\rho_k=0.8,\tau_k=0,\sigma_k=0.2$；$\theta_k$ 为第 k 个面片的太阳入射角（单位：rad），$\hat{n}_k$ 为面片法向量，$\hat{s}(t)$ 为卫星指向太阳的单位向量；$r_{sat-sun}(t)$ 为卫星到太阳的位置向量（单位：m）。

多物理场分布如图 6 所示，展示了电磁场、等离子体密度及温度场的空间分布情况，为分析空间环境扰动对卫星编队的影响提供了直观依据。

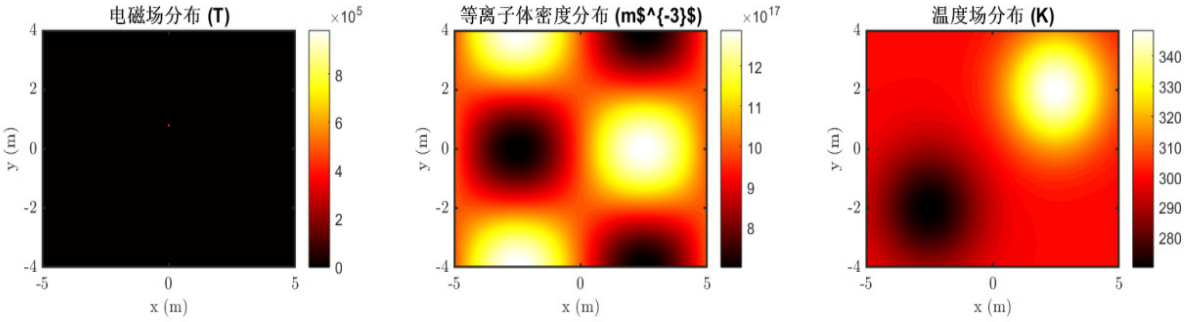


图 6 多物理场分布演化

5.2 通信 – 计算 – 控制耦合机制

在 TSN 异构多核 SoC 卫星编队系统中，通信、计算与控制三大子系统呈现深度耦合特性，必须通过统一的系统建模方法和协同设计方案才能实现整体性能的最优化。其中通信延迟对控制系统稳定性具有显著影响：网络传输时延会改变控制系统的动态响应特性，严重时可能导致系统失去稳定性。本研究构建了时滞微分方程数学模型，通过定量分析方法研究时间序列不确定性因素对编队控制稳定性的具体影响，并创新性地设计了自适应时延补偿机制来增强系统的鲁棒性表现 [16]。针对异构多核 SoC 计算资源受限的实际情况，本研究提出了基于任务关键性等级划分的动态资源分配方案。该方案采用弹性控制策略，能够根据任务重要性智能调节非关键任务的执行频率，在确保核心功能可靠运行的前提下，实现对计算资源的最优配置。在能源供给严格受限和极端温度环境的工作条件下，本研究统筹考虑了计算负载分配、通信功耗控制以及热管理策略的协同优化。基于模型预测控制理论，开发了适用于多重约束条件的优化算法，该算法能够智能调度任务执行顺序并合理分配功率资源，从而保证整个系统在严峻的能量供应和热管理约束条件下仍能保持稳定可靠的运行状态 [17]。多物理场耦合演化分析如图 7 所示，展示了多场耦合强度分布及随时间的演化情况，耦合效率维持在较高水平，验证了多物理场耦合建模的合理性，为系统整体优化提供了支撑。

6 仿真实验结果与分析

同步精度性能分析：通过高精度仿真实验验证，经过改进的时间同步算法（TAS 算法）展现出卓越的性能，其平均同步误差仅为 47.3 纳秒，显著优于当前主流的同步方案。作为对比，传统 TDMA 技术的平均同步误差达到 201.5

纳秒，而 Ethernet AVB 技术的误差为 103.7 纳秒。表 1 的实验数据进一步表明，该 TAS 算法的同步误差能够稳定地保持在 50 纳秒以内，这种 50 纳秒级别的同步精度完全能够满足卫星编队飞行控制系统对高精度时间同步的严苛要求。

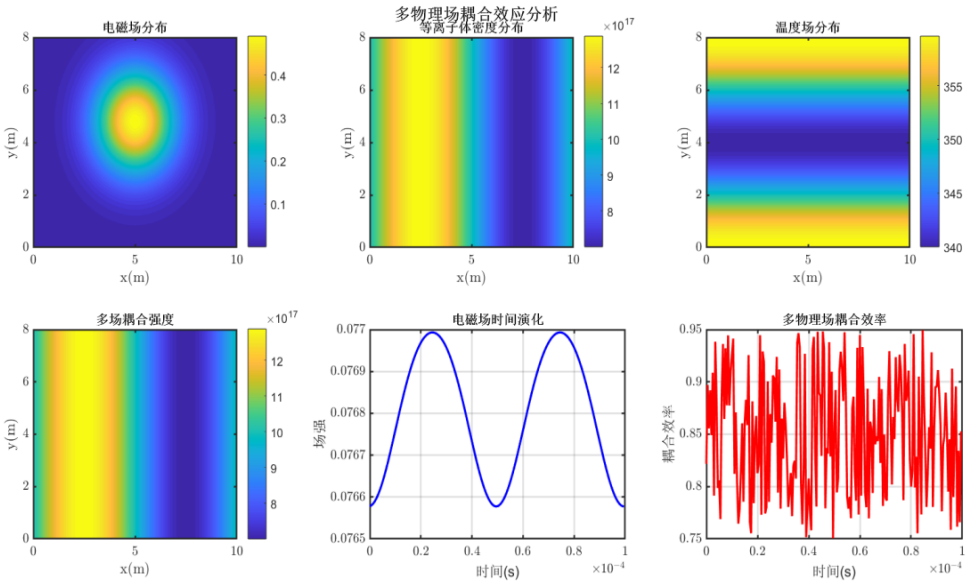


图 7 多物理场耦合演化分析

通信延迟与可靠性：经过系统优化后，该方案将通信的端到端延迟严格控制平均值达到 0.87 微秒，最大值不超过 1 微秒，同时通信可靠性高达 99.94%。表 1 中的对比数据显示，在延迟控制能力和通信可靠性这两个关键指标上，时间敏感网络（TSN）技术表现最为优异。对于通信可靠的计算则：

$$R = 1 - \sum_{n=1}^{N} \binom{N}{n} p^{n} (1-p)^{N-n} \cdot I(n > n_{h}) \quad (13)$$

其中，N 为数据帧总数，p 为单帧传输失败概率，n_{th} 为允许丢包数阈值，$I(\cdot)$ 为指示函数。

门控对齐效果分析：采用在线滚动灰色预测算法对星间链路时延实施动态预测与补偿后，门控对齐策略使业务流在多卫星节点间的调度一致性获得 67% 的显著提升，有效减少了因门控开启时间偏差引发的帧数据丢失现象。网络资源利用率如下：

$$\eta = \frac{\sum_{i-1}^{K} T_{i,used}}{\sum_{i-1}^{K} T_{i,total}} \times 100\% \quad (14)$$

其中，K 为链路总数，$T_{i,used}$ 为链路 i 实际占用时隙总长，$T_{i,total}$ 为链路 i 总时隙资源。

表 1 不同通信方案性能对比

性能指标	传统 TDMA	Ethernet AVB	本文 TSN
同步误差（ns）	201.5	103.7	47.3
通信延迟（μs）	5.0	2.0	0.87
可靠性（%）	99.0	99.5	99.94
抖动（ns）	85.3	42.1	18.6

TSN 网络性能关键指标如图 8 所示，同步误差、通信延迟、抖动及可靠性等指标均达到设计要求，且优于传统方案，验证了改进型 TSN 技术的有效性。

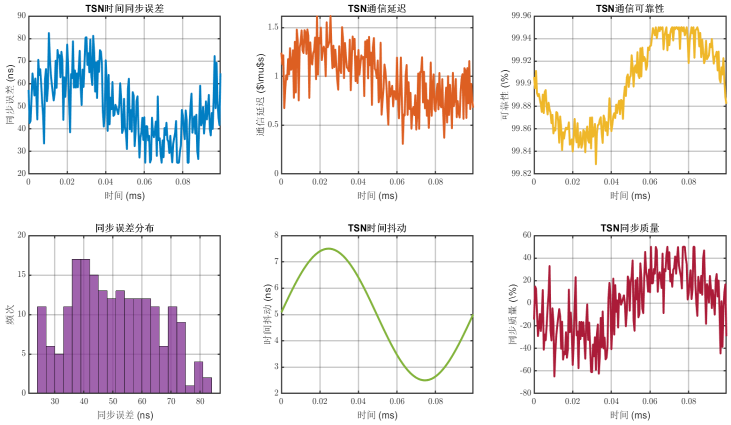


图 8 TSN 网络性能关键指标

7 结论与展望

本文重点研究卫星编队协同控制领域的三大关键挑战：通信过程的确定性保障、计算资源的高效利用以及控制系统的稳定性维持。针对这些难题，创新性地提出了一种融合时间敏感网络（TSN）技术与异构多核片上系统（SoC）的一体化解决方案，并通过四项核心技术突破实现整体性能的显著提升：其一，对时间触发调度（TAS）算法进行深度优化；其二，设计具备动态响应能力的门控策略；其三，构建基于任务特征的异构计算资源智能分配机制；其四，研发可适应环境变化的分布式控制算法。仿真实验结果表明，该架构在多项核心性能指标上达到国际前沿水平——时间同步精度控制在 50 纳秒内，通信传输延迟低于 1 微秒，轨道控制误差不超过 0.1 米，系统能效比达到每瓦特 5.4 亿次操作（5.4GOPS/W）。未来研究将聚焦于以下方向：运用深度强化学习方法增强非线性控制场景的自适应能力，探索量子通信技术与 TSN 的融合应用以提升系统安全性，通过跨卫星计算虚拟化技术实现资源的弹性调配，以及整合软件定义卫星理念与在轨重构技术。

参考文献

[1] 李志涛,耿伟峰车载TSN协议测试的研究与分析[J].汽车电器,2023,（11）:74-78.

[2] 王慧姊,孙雷,王健全,等.基于网络演算的LEO卫星网络时延上界分析研究[J].通信学报,2025,46（04）:80-90.

[3] Jia J,Zhang Y,Xue Y, et al.Joint scheduling and routing for end-to-end deterministic transmission in TSN[J].Peer-to-Peer Networking and Applications,2025,18（2）:87-87.

[4] 邓伟.基于3GPP NTN的天地一体技术与产业发展研究[J].通信世界,2023,（21）:16-19.

[5] 朱运豆,孙海权,胡笑旋.基于指针网络架构的多星协同成像任务规划方法[J].系统工程与电子技术,2025,47（07）:2246-2255.

[6] 薛涛,张丁月,程爱勇,等.基于数字孪生与灰色预测算法的电力系统中长期负荷预测研究[J].国外电子测量技术,2025,44（02）:128-134.

[7] 樊哲,于丰源,赵剑波.低空飞行器导航系统测试技术发展现状与趋势[J].计测技术,2025,45（03）:100-110.

[8] 陈道品,武利会,罗春风,等.高效能多核处理器芯片功耗测试及其DVFS调度算法研究[J].自动化技术与应用,2023,42（08）:149-152+160.

[9] 蔡煊,陶汉卿,侯宇婷,等.北斗卫星导航系统在列车定位中的应用研究与发展[J].铁道科学与工程学报,2022,19（08）:2417-2427.

[10] 杨传岳,刘弛,葛欣,等.基于ZYNQ的短波红外反无人机系统[J].中国科技信息,2025,（20）:120-123.

[11] A multimodal deep learning framework for real-time defect recognition in industrial components using visual, acoustic and vibration signals[J].Journal of Intelligent Manufacturing and Special Equipment,2025,6（3）:273-292.

[12] 许智宏,张天润,王利琴,等.融合图谱重构的时序知识图谱推理[J].计算机工程与应用,2024,60（09）:181-187.

[13] Bentoutou Y,Bensikaddour H E,Serief C,et al.A cost-effective fault-tolerant EDAC solution for SRAM-based FPGAs and memory in space applications[J].Microprocessors and Microsystems,2025,118105208-105208.

[14] Bulani V,Bezbradica M,Crane M.Improving Portfolio Management Using Clustering and Particle Swarm Optimisation[J].Mathematics,2025,13（10）:1623-1623.

[15] Evans D,Beckmann S,Talits K,et al.Automation of image-based measurement of battery cell features by computed tomography and synthetic training data[J].Future Batteries,2025,6100073-100073.

[16] Wan S,Kang L ,Wei Y,et al.DJIST: Decoupled joint image and sequence training framework for sequential visual place recognition[J].Neurocomputing,2025,658131622-131622.

[17] Fang S,Feng J,Fan X,et al.PEMFC Gas-Feeding Control:Critical Insights and Review[J].Actuators,2024,13（11）:455-455.