# 数字孪生赋能的巨型星座智算服务模拟与管理系统框架设计

邓英杰，黄自锴，赖　洋，刘　雨，朱孔林，望育梅

（北京邮电大学人工智能学院，北京 100876）

**摘要：**承载智算服务的巨型星座作为开放复杂巨型系统，现有仿真工具难以对其进行有效仿真管控。为此，提出一种数字孪生赋能的巨型星座智算服务模拟与管理系统框架 DT-megaAI，构建包含多层次的数字样机，通过收集物理系统数据驱动数字样机演化。DT-megaAI 通过三大关键技术，支持智算服务在 3 个维度上的多星协作高精度、低开销模拟。最后介绍 DT-megaAI 原型系统设计方案，并以多星算力聚合仿真实验验证其工作流程的合理性和仿真能力的有效性。

**关键词：**数字孪生；巨型星座；星上智算服务；复杂系统管控；多星协作

**中图分类号：**TP393

**文献标志码：**A

**doi：**10.11959/j.issn.2096−8930.tdyt2025033

# Framework design of digital twin-enabled simulation and management system for intelligent computing service in mega-constellations

Deng Yingjie, Huang Zikai, Lai Yang, Liu Yu, Zhu Konglin, Wang Yumei

School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

**Abstract:** As open complex giant systems, mega-constellations which carry intelligent computing services are difficult to be effectively simulated and controlled by existing simulation tools. To this end, a digital twin-enabled mega-constellations intelligent computing service simulation management system framework DT-megaAI, which builds digital prototypes containing multi-layers, and collects physical system data to drive the evolution of the digital prototype. DT-megaAI supports high-precision, low overhead simulation of three dimensions of multi-satellite collaboration for intelligent computing services through three key technologies. Finally, this paper introduces the design of DT-megaAI prototype system and illustrates its workflow and simulation ability by multi-satellite computing power aggregation simulation experiment.

**Key words:** digital twin, mega-constellations, on-board intelligent computing services, complex system management and control, multi-satellite collaboration

## 0　引言

随着卫星制造与发射成本的显著下降以及星载软硬件技术的不断突破，卫星网络已逐渐展现出大规模卫星节点组网并形成巨型星座的能力[1]。相较于传统卫星星座，巨型星座具备更密集的卫星节点空间分布、更丰富的星上算存载荷及更强大的多星协作能力，这些特点使巨型星座具备承载人工智能（artificial intelligence, AI）业务训练、推理等计算服务的能力。巨型星座智算服务技术的应用具有重要的政治、军事、经济意义，是网络强国、航天强国中的重要支撑。一方面，通过星上智算服务，巨型星座能够实现就近、高效、灵活地在轨原生业务星上处理，改变现有卫星业务回传地面、集中处理的服务模式，降低数据传输开销，提高星上计算、通信、

**收稿日期：**2025−12−12；**修回日期：**2026−08−22

**基金项目：**中央高校基本科研业务费项目（No. 2024ZCJH07）

**Foundation Item：**Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 2024ZCJH07)

遥感、导航等业务的及时性和安全性；另一方面，巨型星座通过提供低成本、广覆盖、可持续的智算服务，打破地面算力受地理位置和基础设施限制的现状，缓解地面网络与算力的负载压力，同时降低数据处理的开销，推动智算服务模式的变革。因此，世界各强国纷纷展开巨型星座智算服务的研究建设计划[2]，如美国的 Lumen Orbit 和 Azure Space、欧盟的 ASCEND 计划和我国的三体计算星座等。

巨型星座是以低地球轨道（low earth orbit, LEO）卫星为骨干，融合中地球轨道（medium earth orbit, MEO）卫星、地球静止轨道（geostationary orbit, GEO）卫星，同时与地面站、空中无人机、地面智能设备等多种云、边、端节点交互的多层空间网络。其中，LEO 卫星是执行通信、计算、遥感任务的核心节点，承担主要的巨型星座智算任务，具备通过星间链路实现多星协同的能力。MEO、GEO 卫星则作为网络管理节点，负责进行网络的智算任务规划与资源分配。地面端节点往往作为智算任务的发起者向巨型星座发起智算服务请求，地面站则作为控制中心和数据中心与 MEO、GEO 卫星共同进行巨型星座网络管理，并对回传数据进行进一步的智算处理。

从系统科学与工程的视角来看，承载人工智能业务的巨型星座构成了一个典型的开放复杂巨系统（open complex giant system, OCGS）[3]，该系统中星座实体、网络行为与智算服务三元耦合，为其模拟和管理带来挑战。首先，系统的复杂异构特征显著：在巨型星座中，多种位于天、空、地、海的异构节点、链路深度融合交互，导致系统在硬件架构、软件生态和行为范式等多个维度呈现出非线性叠加效应，其复杂的协作交互模式及对上层智算服务的影响程度难以使用理论模型准确刻画。其次，系统的开放动态性特征突出：在网络层面，巨型星座中的 LEO 卫星等节点持续处于高速运动状态，且时常发生故障退出和恢复加入组网的现象，这将导致网络拓扑和资源状态频繁变化；在服务层面，智能计算任务呈现明显的时空不连续性，离去和到达过程具有突发性，传统的离线仿真工具因无法实时捕捉系统的时变状态而面临失效风险。最后，系统的规模效应显著：当星座节点数量突破 $10^3$ 量级（如截至 2025 年 8 月 Starlink 共 8 094 颗卫星在轨，其中 8 074 颗卫星实际可用[4]）时，系统状态空间的维度呈指数级增长，这将导致基于蒙特卡洛采样的仿真方法遭遇“维度爆炸”[5]，产生过高的仿真计算存储开销，对仿真的实时性也将造成影响。

当前的卫星星座研究工具大多基于理论模型的离线仿真系统[6-9]，难以应对巨型星座的复杂异构、动态开放、规模庞大环境下的模拟管理需求，少数巨型星座数字孪生模拟管理系统也仅关注星间、星地路由等数据传输服务[10-11]，缺乏对星上智算服务的支持。因此，本文提出一种数字孪生赋能的巨型星座智算服务模拟与管理系统框架 DT-megaAI，将数字孪生技术引入巨型星座智算服务仿真管理中，为巨型星座中的物理实体、行为、服务在虚拟空间建立数字样机，并将这些模型在物理系统数据的驱动下演化交互并承载智算服务。与现有的巨型星座模拟与管理系统相比，本文设计的系统框架具有基于虚拟化的多星协同与智能服务环境模拟、预测与监控融合的大时空数据同步方法、基于动态虚实映射的大规模系统仿真机制等关键技术优势，能够模拟承载智算业务时卫星间算力、知识、数据维度的多星协作场景，能够为巨型星座智能服务的研究人员和运维人员提供低开销、高精度的研究管理工具。本文将 DT-megaAI 原型系统在多星算力聚合场景下进行仿真实验，进一步验证 DT-megaAI 工作流程的合规性和仿真能力的有效性。

## 1　现有卫星星座模拟与管理系统概述

当前的卫星星座模拟与管理系统主要分为基于理论模型的离线卫星星座模拟与管理系统和基于数字孪生的卫星星座模拟与管理系统两种，下面将分别对其展开介绍。

### 1.1　基于理论模型的离线卫星星座模拟与管理系统

卫星星座包含卫星、地面站和终端节点等异构单元，涉及星间/星地链路等多种元素。STK[6]等空间仿真工具可精确模拟卫星轨道运动及物理层通信性能，但缺乏上层网络协议栈支持。随着卫星逐步向网络化方向发展，一系列卫星星座组网仿真平台应运而生。其中，StarPerf[7]和 Hypatia[8]能够模拟复杂的卫星网络通信行为，包括路由选择、拥塞控制等，可以评估端到端时延、网络丢包率等指标。SatEdgeSim[9]则能够模拟卫星边缘计算场景中的任务分配过程，考虑了动态拓扑、有限资源、节点异构等问题，能够评估任务执行的能量开销。这些平台通过结合卫星仿真工具和网络仿真工具，为研究人员提供了卫星星座的网络性能评估手段。但其主要基于卫星星座的各种理论模型进行离线仿真，难以与真实的卫星星座进行数据交互或运行真实的星上智算业务。因此，这些仿真器在模拟功能单一或小规模的卫星星座时表现较好，但无法对承载人工智能服务的巨型星座中多变的实

体、多样的服务、复杂的行为及其相互影响进行准确模拟。

### 1.2 基于数字孪生的卫星星座模拟与管理系统

当前，卫星星座的研究正向多功能融合的巨型星座迈进。巨型星座具有节点管理复杂、通信计算融合、单星资源有限的复杂网络环境仿真需求，研究者开始考虑将具备虚实结合功能的数字孪生技术引入卫星星座仿真。Plotinus[10]卫星星座数字孪生系统具备卫星星座全网络层级的模拟，具备卫星星座规模上的可扩展性，同时能够接受真实的网络数据流进行仿真。另一个卫星星座数字孪生系统 DTSN[11]则通过实时与物理系统交互对卫星网络状态进行预测，进而提出优化的路由策略。但这些卫星星座数字孪生系统主要针对以路由为主的网络通信功能仿真进行设计，并没有对巨型星座卫星节点执行计算业务的过程进行设计，也没有考虑低轨小卫星的资源受限问题和巨型星座超大规模节点引起的“维度爆炸”问题，难以满足巨型星座卫星智能服务的数字孪生仿真需求。

## 2 系统架构与工作流程

DT-megaAI 由数据管理子系统和数字孪生样机子系统组成。数据管理子系统负责动态维护和管理物理卫星和数字孪生样机子系统生成的数据；数字孪生样机子系统则负责构建数字孪生样机，根据物理系统驱动的数据进行演化，最终生成仿真结果。DT-megaAI 将所有物理对象、仿真数据和数字孪生（digital twin，DT）模型划分为实体层、行为层和服务层 3 个相互关联的层，具体说明如下。

实体层模拟巨型星座节点载荷实体的智算资源（如无线频谱、CPU 核数和硬盘存储空间）。在创建数字孪生样机的过程中，实体层负责将智算硬件资源分配给数字孪生样机，并在运行过程中监控其资源占用情况和在线/离线状态。该层实现了高精度的智算硬件资源模拟，为上层实现行为和任务的精确仿真奠定了基础。

行为层基于实体层模拟的资源对载荷的行为模式进行仿真。智算业务主要涉及巨型星座节点的通信和计算行为。在通信方面，行为层配置数字孪生样机的路由协议和关键网络接口的传输指标，包括传输速度、传输时延和丢包率；在计算方面，行为层模拟在轨计算中的计算业务和协同过程，为人工智能业务创造一个虚拟的星上运行环境，承担底层实体仿真和上层任务仿真的桥梁作用。

服务层模拟人工智能服务的实际执行过程。首先在行为层建立的操作环境中，部署智算服务数据、模型、程序。仿真过程中，在该层内执行实际的 AI 任务，该过程能够获取任务执行结果、卫星的行为响应以及智算资源的占用状态。

DT-megaAI 的工作流程包括物理系统数据收集、数字孪生样机构建、样机演化以及结果反馈。首先，数据管理子系统从物理卫星收集数据并将其存储到实体数据库中，数字孪生样机子系统利用这些信息为参与智算服务的节点建立数字孪生样机，并分配智算资源。然后，数据管理子系统从物理环境中收集卫星的行为模式信息并存储到行为数据库中，使数字孪生样机子系统能够在实体层提供的虚拟载荷上配置通信和计算行为模式。其次，数据管理子系统获取并存储智算服务的数据、模型和程序，并将其加载到行为层提供的服务操作环境中。模拟开始后，数字孪生样机在任务数据的推动下根据实体和行为配置动态演化，模拟物理卫星的状态并产生任务处理结果。最后，DT-megaAI 通过数据管理子系统将实体、行为、服务层的仿真数据返回物理环境，从而指导系统的设计和维护，DT-megaAI 系统架构与工作流程如图 1 所示。

## 3 关键技术分析

为了提供高精度、低开销的巨型星座智算服务全生命周期模拟与管理，和现有其他卫星星座仿真工具相比，DT-megaAI 具有如下关键技术优势。

### 3.1 基于虚拟化的多星协同与智能服务环境模拟

DT-megaAI 采用虚拟机或 Docker 容器等虚拟化技术，模拟通信、计算、存储资源受限的卫星智算环境。在智算硬件资源虚拟化的基础上，DT-megaAI 能够创建一个虚拟软件环境，并在该环境中部署智算服务数据、模型并执行智算程序。在物理系统收集数据的驱动下，本系统的数字孪生样机资源和环境可自动进行演化，从而精确地模拟卫星节点的资源状态变化和多星协作中的交互细节。与传统的基于理论模型的离线仿真工具相比，DT-megaAI 提供了一个更真实的人工智能服务运行环境，该环境不仅可以研究资源分配和任务调度对人工智能服务的影响，还可以分析星上特制的轻量化人工智能模型对卫星智算资源占用的影响。

这一关键技术的实现难点主要体现在星上资源环境的精细化虚拟映射以及如何平衡虚拟化开销与仿真精度两方面。一方面，星上资源环境的模拟准确性直接决定智算服务仿真的有效性，需要依托 Docker 容器、Kubernetes 等技术实现卫星通感算存智算资源的精细化虚拟映射，并构建与实际巨型星座一致的软件环境，如支持 Py-

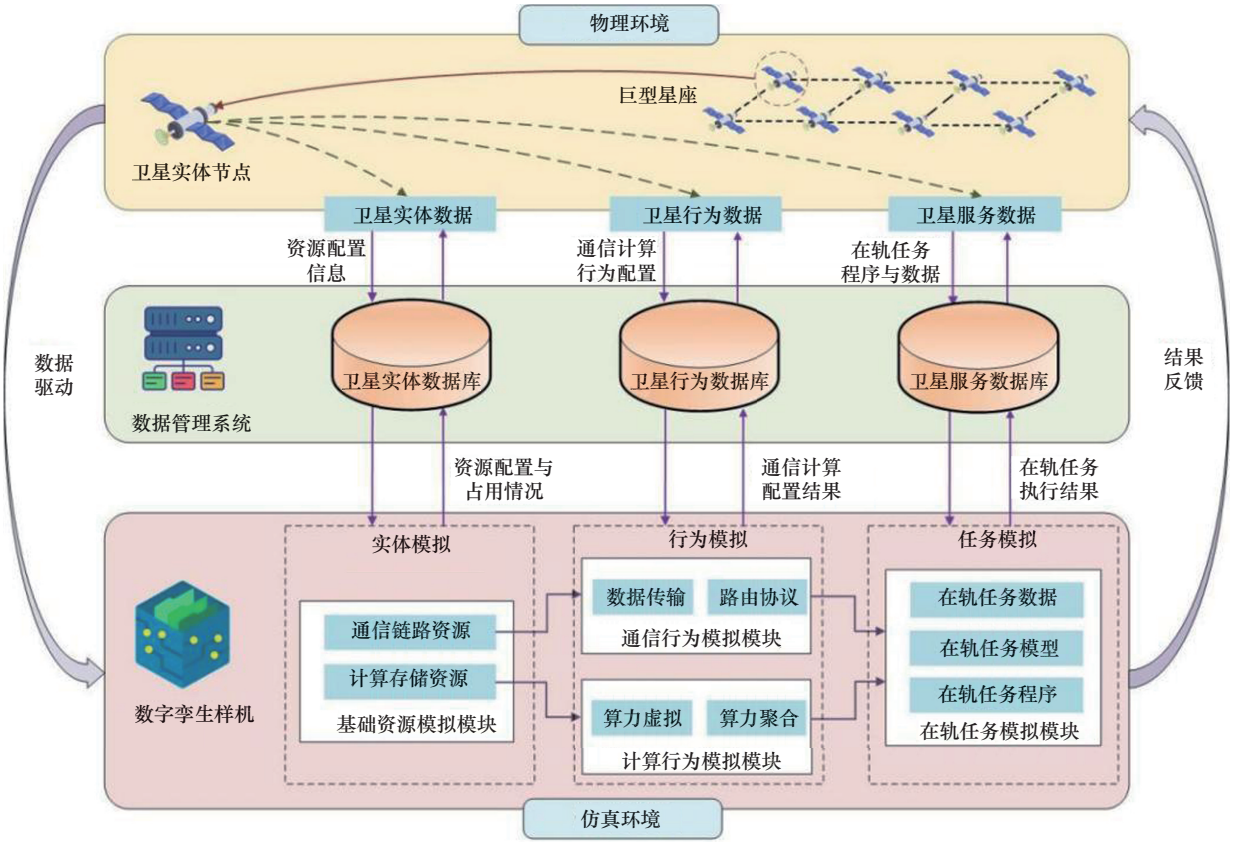



图 1　DT-megaAI 系统架构与工作流程

Torch 等主流神经网络计算框架；另一方面，基于虚拟化技术的仿真须占用仿真服务器资源进行实际业务处理，易导致仿真开销过高，因此需通过裁剪操作系统内核、开发面向数字孪生样机的轻量化虚拟化引擎，并结合第 3.3 节所述的动态虚实映射机制，在满足智算服务高精度仿真需求的同时，实现仿真资源的高效利用，从而达成虚拟化开销与仿真精度的平衡。

### 3.2　预测与监控融合的大时空数据同步方法

DT-megaAI 作为数字孪生框架，其对物理实体的状态进行监控并同步数字孪生样机状态的效率，是影响系统模拟与管理实时性和可靠性的重要因素。然而，由于巨型星座具有大时空尺度特性，传输监控状态数据会带来巨大的通信开销，并对确保实时状态同步提出挑战。为了解决这个问题，DT-megaAI 利用卫星运动的可预测性，计算卫星节点的位置、速度、传播时延等可预测参数，而不是直接监控物理巨型星座。系统的同步工具只关注智算服务请求时间、CPU 占用率、链路利用率、节点在线状态等不可预测参数的监控和传输。DT-megaAI 通过将巨型星座状态预测和监控相结合，显著减少了需要监测和传输的状态数据量，从而优化了传输开销和同步效率。

这一关键技术的实现难点在于可预测参数模型精度的提升以及不可预测参数同步策略的设计。在可预测参数方面，巨型星座处于复杂空间环境中，参数演化受多种因素耦合影响（如卫星轨道位置，受地球引力场摄动、大气层阻力、太阳光压、相对论效应等影响），需要构建高精度仿真模型才能实现有效的系统环境模拟；同时，由模型误差的累积效应和突发因素（如空间粒子碰撞导致的轨道偏移）引发的系统状态突变，因此需在设定周期或突发因素触发后，对可预测参数进行动态数据同步与修正，以维持模型预测的长期有效性。在不可预测参数方面，需要结合时间敏感网络（time-sensitive networking, TSN）技术与序列预测方法构建双重保障机制以确保大时空尺度下的及时同步。首先通过 TSN 的时间确定性调度能力为不可预测参数的传输提供同步时间需求内的确定性时延支持；同时，引入基于 Transformer 等序列预测模型对这些参数变化进行回归预测，确保当 TSN 链路因干扰等原因失效使同步中断时，可使用预测结果作为

临时参数，从而降低同步失效对仿真精度的影响。

### 3.3　基于动态虚实映射的大规模系统仿真机制

显而易见，基于虚拟化技术构建的卫星数字孪生样机比理论模型消耗更多的软硬件仿真资源。考虑到巨型星座中的节点规模可达数万级，为所有节点创建和维护数字孪生样机是一个挑战。为此，DT-megaAI 设计了一种适合大规模节点仿真的动态虚实映射模型构建机制。当没有人工智能服务请求到达时，模拟管理系统不需要全面的具有智算资源虚拟化和真实人工智能服务环境的数字孪生样机，因此，DT-megaAI 此时仅在数据管理子系统内为这些卫星的实体和行为建立基本数据模型。随着人工智能任务仿真需求的出现，DT-megaAI 会为服务中可能涉及的节点构建数字孪生样机，使其在 AI 任务的驱动下自行演化。完成任务并收集仿真数据后，这些数字孪生样机将被注销，从而释放仿真资源。该方法有效地降低了 DT-megaAI 的仿真开销，同时确保了智算服务仿真的高精度。

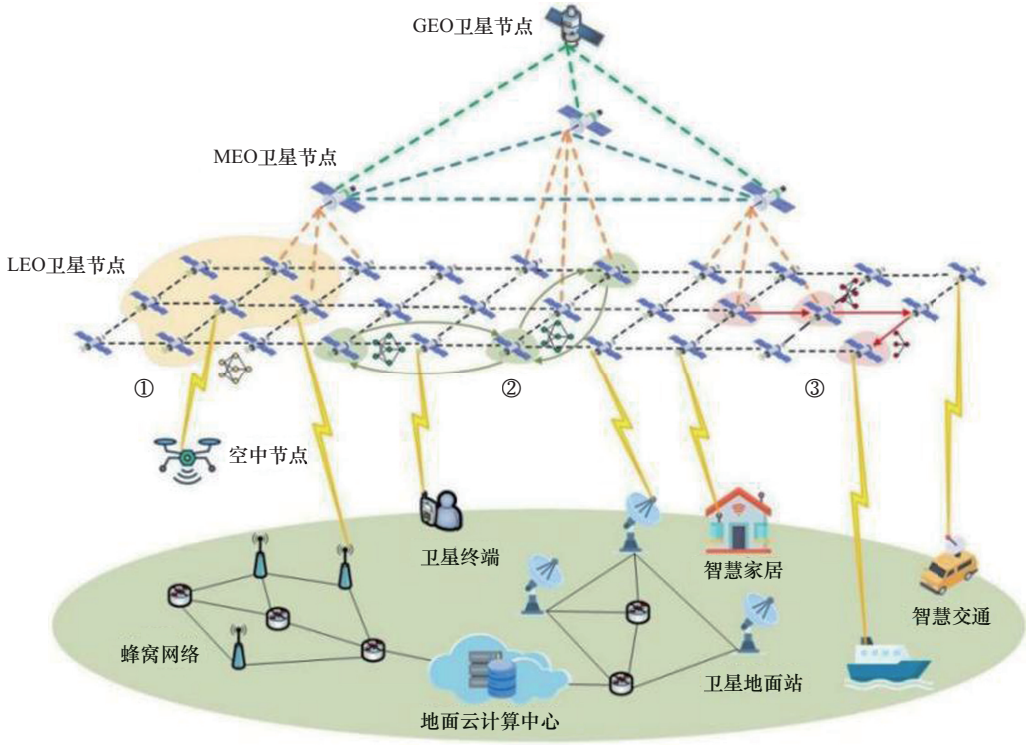
这一关键技术的实现难点在于样机创建和注销时间的判断，以及虚实映射节点集合的选取。若样机创建过早或注销过晚，会造成仿真资源浪费；若样机创建过晚或注销过早，则影响仿真的及时性与完整性。巨型星座中不同智算任务场景的差异性又使得参与任务节点的判断难以通过固定标准界定。因此，需要引入人工智能模型辅助决策，例如采用分层强化学习机制：以任务需求、巨型星座状态及仿真系统状态为输入，以资源占用、仿真及时性与完整性为奖励信号，由上层智能体决策样机的创建与注销时间，由下层智能体决策虚实映射节点集合，从而实现仿真资源占用与仿真精度的协同优化。

## 4　典型应用场景

DT-megaAI 作为智算服务模拟与管理系统框架，能够支持巨型星座智算服务过程中算力、数据、知识 3 个维度的多星协作场景仿真，巨型星座智算服务中的算力、数据、知识多星协作架构如图 2 所示。

### 4.1　算力多星协作：多星算力聚合

巨型星座能够提供全球范围内的边缘智能计算和星上数据处理服务。然而，单颗卫星的算力十分有限，难以处理高计算存储资源需求的人工智能训练、推理业务。为解决这一问题，接收到智算服务请求的卫星能够与邻近卫星组成计算集群，池化其通信、计算、存储资源，




① 算力多星协作：多星算力聚合　② 数据多星协作：天基联邦学习　③ 知识多星协作：在轨专家网络

图 2　巨型星座智算服务中的算力、数据、知识多星协作架构

共同承载智算业务，如图 2 中①所示。在本场景中，DT-megaAI 首先在资源层建立与集群计算节点剩余资源相同的虚拟节点，而后在行为层以相同的集群管理方式、计算任务分发准则组建集群，最后在组建的集群中执行真实的计算业务，系统将数据处理时间等参数指标反馈给实际系统，从而达到理论模型仿真难以达到的精度。

### 4.2　数据多星协作：天基联邦学习

巨型星座能够在全时间全时段内收集大量的数据用于训练多种智能服务模型。然而，考虑到 LEO 卫星通信资源的限制和用户隐私保护的需求约束，将从不同时空采集的数据传输到某一集中的网络位置进行训练是不现实的。因此，使用联邦学习（federated learning, FL）进行分布式训练将是更实际的方法。巨型星座联邦学习中，每颗卫星在本地存储训练数据并进行模型训练，而后将训练参数传输至参数服务器汇总；参数服务器更新全局模型参数，如图 2 中②所示。在本场景中，DT-megaAI 无缝集成了训练过程（模型优化器设计、参数同步方法）的模拟和星座网络行为（网络路由协议、计算资源分配）的模拟，而非如传统的仿真器那样只关注其中的一点或分别对两点进行模拟仿真，使得两者的相互影响得以直接体现。

### 4.3　知识多星协作：在轨专家网络

当前，基于混合专家（mixture of experts, MoE）模型的大语言模型（large language model, LLM）展现出强大的通用任务处理能力，将 LLM 部署在巨型星座中，能够提高巨型星座中的数据多模态处理、任务临机规划等智算服务的灵活性和可扩展性。然而，大语言模型参数量庞大，难以针对每个需求逐一进行针对性部署。因此，巨型星座 LLM 需要利用 MoE 的参数解耦能力，将 LLM 以多个专家网络的形式部署在全星座范围内不同的卫星上。当智算需求到达时，路由模块首先根据各个专家与任务需求的相关度、所在位置的智算资源以及通信开销共同决定参与决策的专家，形成定制的知识协作，如图 2 中③所示。在本场景中，DT-megaAI 可以为路由模块所选的专家建立虚拟化仿真节点、部署专家网络、进行实际的训练推理，其他只起到路由转发功能的卫星节点则采用数值模拟的方式进行仿真，从而实现大规模星座低开销、高真实性的仿真效果。

在上述各场景中，不同于传统仿真工具只对模型推理、更新过程（如参数更新规则、专家网络相关度）与网络行为资源变化（如网络路由协议、算力资源分布）中的一点或解耦分别进行模拟仿真，DT-megaAI 能够使两者同时演化并高精度模拟两者间的相互影响。

## 5　原型系统搭建

DT-megaAI 原型系统依据 DT-megaAI 架构进行开发，其中每个数字样机可以模拟单颗智算卫星，并具备多个数字样机的管理系统，具体可分为客户端模块、服务器模块、数据库模块、节点基础资源模拟模块、网络传输与通信链路模拟模块，DT-megaAI 原型系统组成如图 3 所示。

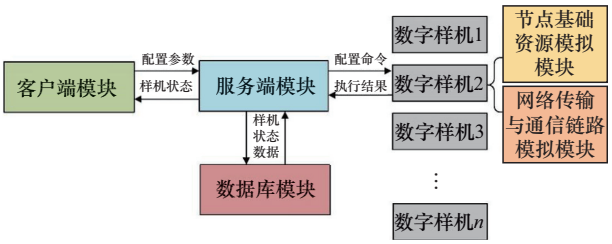



图 3　DT-megaAI 原型系统组成

DT-megaAI 原型系统客户端模块基于 Vue.js 框架开发，包括数字样机列表和链路与网络仿真两部分，DT-megaAI 客户端界面如图 4 所示。客户端界面左侧为数字样机列表，该部分展示数字样机序号、名称、IP 地址、CPU 核心数、内存、运行状态信息；同时，可以通过“添加”“注销”按钮完成数字样机的建立、删除，并进行算存资源配置。客户端界面的右侧为链路与网络仿真，该部分支持用户选择要配置的仿真链路，并配置专用链路仿真的数据与信道参数，以及网络传输功能的带宽、时延参数，显示业务质量特性。

服务端与数据库模块使用 Flask 框架和 MySQL 数据库进行开发，负责接收来自客户端的配置参数与指令，依据这些参数、指令调用对应的数字样机功能脚本，将指令执行结果和数字样机状态存入数据库，并反馈至客户端。以数字样机的创建为例，其工作流程包括：服务端接收来自客户端的数字样机创建的 JSON 数据；服务端解析 JSON 数据，向数字样机的创建脚本传递参数；执行数字样机创建脚本；数字样机创建完成，数字样机创建脚本将新建的数字样机及状态信息存储至数据库；服务端通过消息队列周期性发布数据库模块中存储的数字样机状态信息，客户端程序接收这些信息，更新界面显示内容。

系统数据库包括 9 张数据表，第 1 张表为数字样机基本信息表、后 8 张表为专用链路信息表，具体为：天地基数传链路—上行信息表、天地基数传链路—下行信息表、天地基测控链路—上行信息表、天地基测控链路—下行信息表、广播分发链路信息表、边端数据链信息表、星

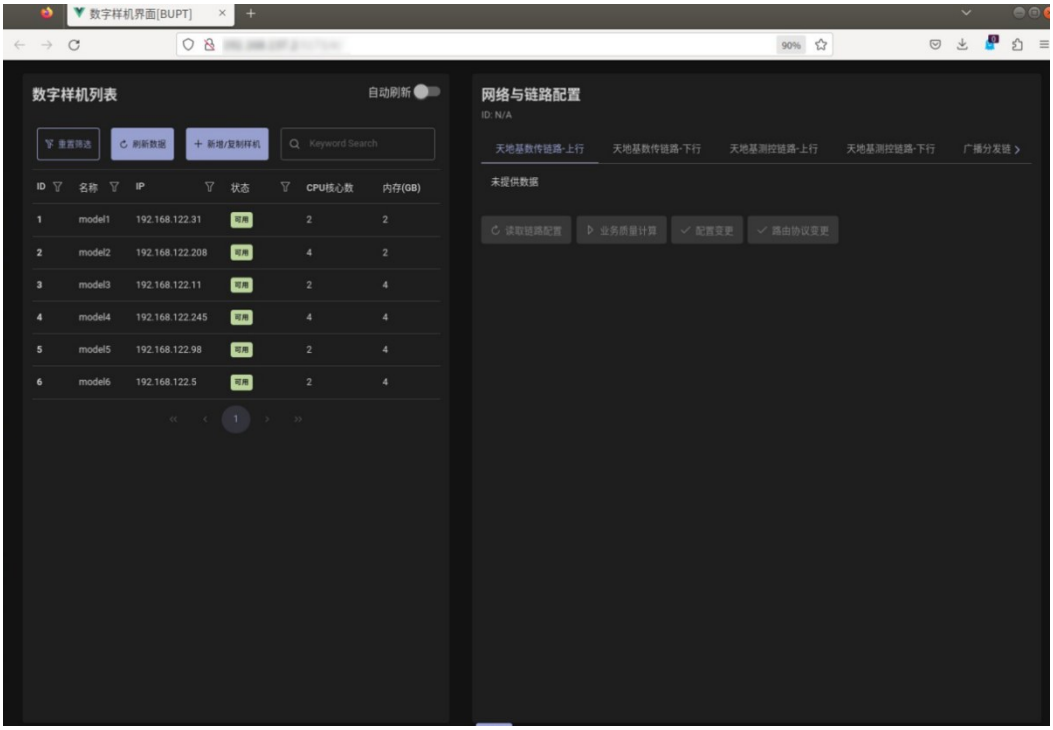



**图 4　DT-MegaAI 客户端界面（点击“广播分发链”右侧“>”按钮可配置边端数据链、星间协同自组网链路-激光、星间协同自组网链路-微波的通信链路参数）**

间协同自组网链路-激光信息表、星间协同自组网链路-微波信息表，系统数据库实体—关系（entity-relationship model，ER）模型如图 5 所示。

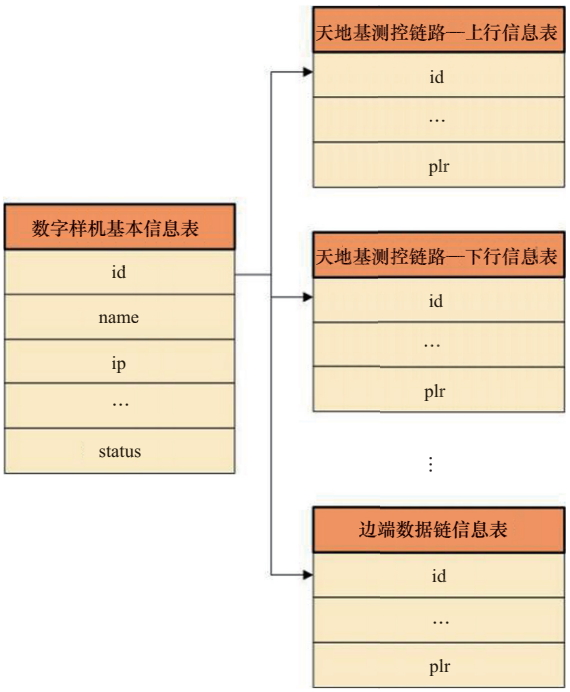



**图 5　系统数据库 ER 模型**

节点基础资源模拟模块以 Docker 形式进行开发，通过 Docker 资源限制命令，可以完成数字样机计算资源配置，包括 CPU 核心数、内存大小的配置；通过挂载数据卷并限制相应分区的大小，可以完成数字样机存储容量的配置。同时，数字样机支持 Linux 操作系统环境，可兼容 Kubernetes 等云原生软件、PyTorch 等智算服务框架运行。

网络传输与通信链路模拟模块可以具体分为专用链路仿真模块和网络传输仿真模块。其中，专用链路仿真模块包括天地基数传链路-上行、天地基数传链路-下行、天地基测控链路-上行、天地基测控链路-下行、广播分发链路、边端链路、星间协同自组网链路-激光、星间协同自组网链路-微波共 8 种专用链路的仿真。本系统使用 Python 进行数值仿真，对不同链路的物理层参数进行配置与仿真。首先根据基本的星间、星地通信链路模型计算路径损耗，而后计算接收信噪比、误码率、时延等链路质量指标，本系统中的通信链路建模、仿真均基于现有的卫星通信协议体制进行开发。结合链路仿真的计算数值和用户网络传输配置值，网络传输仿真模块可以进一步得出传输速率、时延、丢包率等网络传输参数值，而后在数字样机中创建虚拟网卡，并应用网络流量整形

工具流量控制器（traffic controller，TC）。DT-megaAI 原型系统能够对数字孪生样机的数据和模型进行管理，具备数字孪生样机的创建、注销、资源虚拟化功能，同时搭载智算软件环境，支持多星协同智能业务计算，具备 DT-megaAI 实体层、行为层、服务层 3 个层面基本的巨型星座智算服务模拟能力。

## 6　案例研究：巨型星座智算服务多星算力聚合仿真验证

为验证所提框架工作流程的合规性和仿真能力的有效性，本文对第 3.1 节中描述的巨型星座智算服务多星算力聚合场景进行了仿真实验。仿真实验的物理场景配置如下：巨型星座采用星链第一阶段构型，共 1 584 颗卫星，分为 72 个轨道面，每个轨道面部署 22 颗卫星，轨道高度为 550 km。卫星按载荷功能可分为遥感卫星和计算卫星。其中，遥感卫星搭载光学、雷达、红外等遥感载荷，负责特定区域时空数据采集，生成智算任务原始数据，并具备基础任务分割与汇总能力；计算卫星搭载 CPU、内存等智算载荷，可通过星间链路进行多星协同，完成智算任务推理/训练过程。每个轨道面部署 2 颗遥感卫星，同轨道间每颗遥感卫星间隔 10 颗卫星，相邻轨道面间遥感卫星错开 5 颗卫星部署，其余卫星均为计算卫星。每颗卫星 CPU 核心数为 $c$，内存大小为 10 GB，分别与同轨道内前后两颗卫星、相邻轨道左右两颗卫星建立微波星间链路，其发射功率为 $p$，载波频率为 40 GHz，数据包大小为 65 536 B，带宽为 30 MHz，发射增益为 40 dB，接收增益为 37 dB，调制方式为 16APSK，丢包率为 1%。任务开始时，坐标为（25.58°N，110.56°E）的遥感 LEO 卫星获取了大小为 198.3 MB 的遥感图片，需要进行在轨图像目标检测，为满足任务及时性需求并优化网络节点的负载，该遥感 LEO 卫星作为管理节点，以最小距离原则选择相邻的 $k$ 颗计算卫星组成计算集群，将图像数据分成 $k$ 份并分发至各计算卫星，计算卫星通过自身部署的 YOLO-v5 模型完成目标检测任务，并将分布式智算结果返回管理节点进行汇总。

仿真实验中 DT-megaAI 的工作流程如下：任务开始前，DT-megaAI 通过轨道动力学分析软件实时计算卫星节点的位置，并根据卫星通信接口配置和组网规则推算信道质量参数和网络拓扑，在数据管理子系统内建立相应的数字样机；通过监测物理节点数据，获取各卫星可用 CPU 核心数、内存大小等相关信息，并存储至相关数据库。当任务需求即将到达时，DT-megaAI 提取实体库与行为数据库中的信息，在数字孪生样机子系统中构建管理节点和 $k$ 颗计算卫星的虚拟化仿真节点，其智算资源、通信网络和软件环境均与物理环境相同。而后在虚拟化节点中同步加载遥感数据、管理程序和目标检测模型，执行管理程序，建立虚拟节点集群，执行目标检测任务，反馈目标检测结果，并将预测的数据处理时延等指标反馈至物理巨型星座系统。巨型星座多星算力聚合仿真流程如图 6 所示。

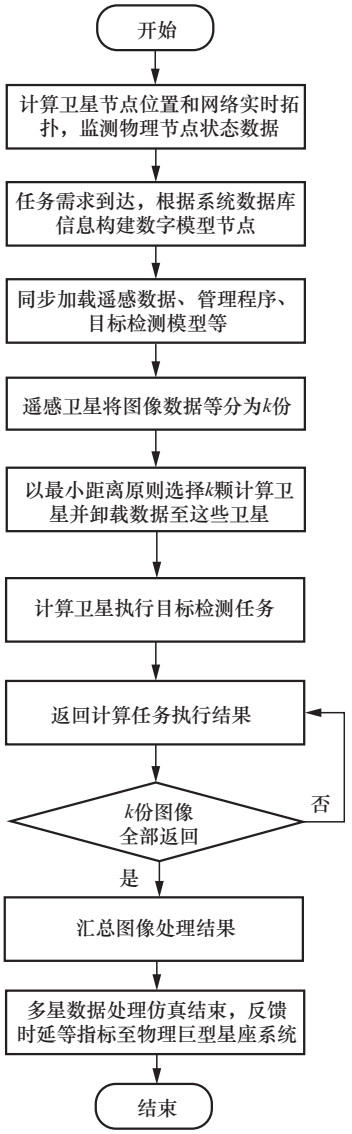



图 6　巨型星座多星算力聚合仿真流程

为验证 DT-megaAI 框架的模拟能力，本文对不同卫星节点 CPU 核心数条件下的多星协同智算进行了仿真，智算服务时延如图 7 所示。仿真过程中，固定星间链路发射信号功率 $p$ 为 42 dBm。在每颗卫星的 CPU 核心数固定

的条件下，随着参与计算的卫星数量$k$的增大，每颗卫星的平均计算任务量相应减小，智算服务时延逐渐降低。在参与计算的卫星数量等于$k$的条件下，随着每颗卫星CPU核心数的增大，每颗卫星处理图像的速度加快，智算服务时延同样逐渐降低。此外，当计算资源较为充足时，随着计算资源的继续增加，通信资源将成为多星协同的性能瓶颈，时延的减小将不再明显，出现了边际效益，与实际的多星协同表现相符。可见，DT-megaAI能够提供真实的计算服务模拟环境。

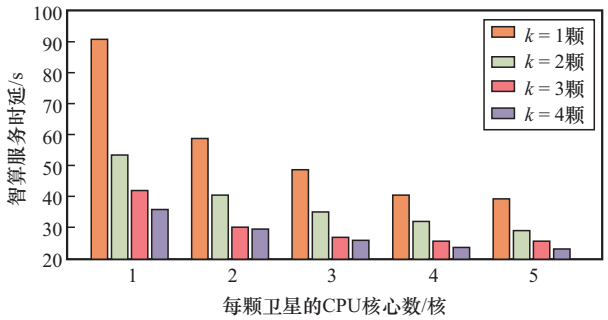



图7　不同卫星节点CPU核心数条件下的多星协同智算时间

本文进一步对不同星间链路发射功率条件下的多星协同智算过程进行了仿真，智算服务时延如图8所示。仿真过程中，固定卫星节点CPU核心数$c$为5。在计算卫星数量等于$k$的条件下，随着星间链路发射功率增大，相应的通信速率资源逐渐增多，智算服务时延逐渐降低。类似地，在通信资源较为充足时，计算资源将成为多星协同中的性能瓶颈，随着发射功率的继续增大，智算服务的整体时间变化不再明显，与真实的多星协同表现一致。可见，DT-megaAI能够通过虚拟节点演化评估多样网络条件下的智算服务质量。

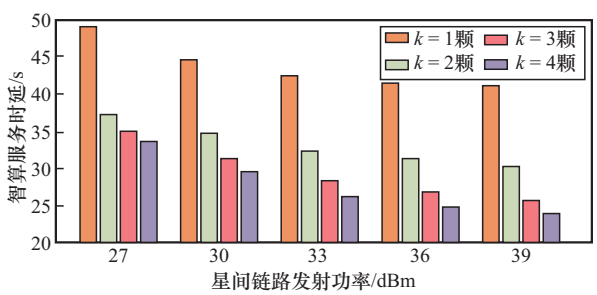



图8　不同星间链路发射功率条件下的多星协同智算时间

## 7　结束语

本文基于巨型星座智算服务仿真中的复杂异构、动态异构、规模庞大特点，提出数字孪生巨型星座智算服务模拟与管理系统框架DT-megaAI，阐述DT-megaAI的分层建模、数据驱动的架构和工作流程，分析DT-megaAI的重要技术优势，介绍DT-megaAI适用的3类智算多星协作场景及原型系统设计。最后，以巨型星座智算服务多星算力聚合场景为例，对DT-megaAI的工作流程进行了具体说明，并验证了其仿真能力。

当前，DT-megaAI完成了原型系统设计，实现了基本框架搭建和部分关键技术验证。在后续的工作中，还需要对基于TSN的参数同步、基于强化学习的虚实映射策略等关键技术开展进一步研究，进一步实现对天基联邦学习、在轨专家网络等场景的仿真管控。同时，随着未来公开的星座轨道参数、业务统计数据增多和仿真硬件的升级，DT-megaAI原型系统也将进行持续的迭代优化。

## 参考文献

[1] Ravishankar C, Gopal R, Ben Ammar N, et al. Next-generation global satellite system with mega-constellations[J]. International Journal of Satellite Communications and Networking, 2021, 39 (1): 6-28.

[2] Lucia B, Denby B, Manchester Z, et al. Computational nanosatellite constellations: opportunities and challenges[J]. GetMobile: Mobile Computing and Communications, 2021, 25(1): 16-23.

[3] 钱学森, 于景元, 戴汝为. 一个科学新领域——开放的复杂巨系统及其方法论[J]. 自然杂志, 1990.
Qian X S, Yu J Y, Dai R W. A new scientific field: open complex giant systems and its methodology[J]. Chinese Journal of Nature, 1990.

[4] Pultarova T, Dobrijevic D, Mann A. Starlink satellites: facts, tracking and impact on astronomy[EB]. 2025.

[5] Poggio T, Mhaskar H, Rosasco L, et al. Why and when can deep-but not shallow-networks avoid the curse of dimensionality: a review[J]. International Journal of Automation and Computing, 2017, 14(5): 503-519.

[6] Dai C Q, Zhang M J, Li C, et al. QoE-aware intelligent satellite constellation design in satellite Internet of Things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(6): 4855-4867.

[7] Lai Z Q, Li H W, Li J H. StarPerf: characterizing network performance for emerging mega-constellations[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 28th International Conference on Network Protocols (ICNP). Piscataway: IEEE Press, 2020.

[8] Kassing S, Bhattacherjee D, Águas A B, et al. Exploring the "Internet from space" with hypatia[C]//Proceedings of the ACM Inter-

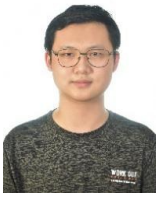
net Measurement Conference. New York: ACM, 2020.

[9] Wei J Y, Cao S Z, Pan S Y, et al. SatEdgeSim: a toolkit for modeling and simulation of performance evaluation in satellite edge computing environments[C]//Proceedings of the 2020 12th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN). Piscataway: IEEE Press, 2020.

[10] Gao Y, Qiu K, Chen Z, et al. Plotinus: a satellite Internet digital twin system[J]. Journal of Communications and Information Networks, 2024, 9(1): 24-33.

[11] Mao B M, Zhou X M, Liu J J, et al. Digital twin satellite networks toward 6G: motivations, challenges, and future perspectives[J]. IEEE Network, 2024, 38(1): 54-60.

[作者简介]



**邓英杰**（1999– ），男，北京邮电大学人工智能学院博士生，主要研究方向为卫星星座与在网计算。



**黄自锴**（2002– ），男，北京邮电大学人工智能学院硕士生，主要研究方向为卫星计算与智能数据处理。



**赖洋**（2000– ），男，北京邮电大学人工智能学院硕士生，主要研究方向为卫星计算与系统效能评估。



**刘雨**（1978– ），女，北京邮电大学人工智能学院副教授，主要研究方向为卫星星座与通信网理论。



**朱孔林**（1985– ），男，北京邮电大学人工智能学院教授，主要研究方向为卫星星座与网络智能计算。



**望育梅**（1974– ），女，北京邮电大学人工智能学院副教授，主要研究方向为卫星星座与软件定义网络。