**星座动态分簇大模型研训工作策划**

航天五院

2025年6月

# 研究目标

针对高动态目标的实时天基观测问题，聚焦卫星星座的动态分簇管理、资源高效利用等核心功能，开展基于仿真数据预处理、大模型微调及辅助动态分簇技术的研究。突破高维度多时相仿真数据生成、大模型在航天任务规划中的微调学习、支持星座动态分簇的大模型微调等关键技术，构建适用于卫星星座智能管理的垂直领域训练数据集和大模型推理平台。完成高动态目标观测场景下的系统验证，形成具有高响应能力和鲁棒性的卫星星座智能管理系统，具备实时、协同、高效的动态目标观测能力。

# 研究内容

## **基于高速目标天基探测场景仿真数据的预处理技术**

针对高速目标天基探测场景，对航天器观测任务实时性要求高、大规模星座动态、高效调度等需求，开展星座分簇技术研究。通过构建仿真场景，利用STK软件生成高维度、多时相仿真数据，构建适用于大模型的特定领域训练数据集。实现卫星信息等知识在大模型上的微调学习，提升大模型对卫星自主决策领域的推理能力。构建基于仿真到现实迁移的数据扩充机制，利用仿真工具生成目标领域数据，再通过合成噪声（加性高斯噪声、对抗样本）扩展数据分布。利用数据流重构技术对小样本数据集进行特征增强，使其在隐空间形成覆盖性更高的分布，最终构建适合大模型训练的垂直领域训练数据集。

## 支持星座动态分簇的模型微调技术

为了缓解大模型在航天任务规划垂直领域场景的推理难问题，研究大模型微调在异构领域迁移（跨领域）和同构领域迁移（同一任务不同子任务）中的理论差异，利用基于迁移学习度量的通用框架。探索微调过程中的模型过适配与泛化能力平衡，通过引入正则化项（如L2正则化、贝叶斯权重约束）优化模型收敛性能，结合增量数据微调策略，根据在线数据的语义密度动态添加新增样本，缓解“数据污染”与“不足冷启动”现象，为高速目标天基探测场景中卫星分组分簇任务提供大模型推理能力。

大模型辅助的动态分组分簇策略通过任务需求多维度感知建模、多域协同优化等方法，通过大模型分析历史任务模式，预测未来一段时间的任务分布，以此作为动态分组的输入因素。大模型可实时推理卫星能源、通信带宽等状态，并建议各分组是否需增加/减少卫星节点，生成动态资源分配指令。通过将大模型技术深度嵌入动态分组分簇策略与任务规划流程，实现了复杂星座环境下的智能决策优化。系统通过大模型的语义理解、多模态感知和实时反馈能力，显著降低了任务规划复杂度与计算时间，为高动态、高响应需求的卫星星座管理提供了全新解决方案。

# 主要技术途径

## **高速目标天基探测场景训练数据集制备**

针对高速目标天基探测场景，训练数据集制备的具体技术路径包含目标特性建模、数据清洗与标准化、小样本数据集的生成与扩充等几个部分，实现高速目标天基探测场景卫星星座信息和空间飞行器信息的采集。

### 目标特性建模

基于高速目标天基探测场景卫星星座的实际参数，构建卫星实体模型（质量/本体/推力器参数），导入STK对象模板中。通过STK相关软件模块配置六根参数（半长轴，偏心率）及扰动因子（地球非球形引力系数），同时根据空间飞行器飞行特性，建模目标飞行全过程模型。

### 数据清洗与标准化

采用实体一致性约束（Entity Consistency Check, ECC）对领域数据进行预处理，确保微调数据中实体之间的语义一致。利用清洗工具（如JSON Schema验证）确保数据结构的完备性。

### 小样本数据集的生成与扩充

使用仿真生成器合成数据，配合领域专家人工标注样本作为监督信号。应用随机模板插值法在已有样本中生成上下文相似但不完全重复的微小样本。通过STK仿真软件工具自动批量生成XX组差异化任务场景，每组场景运行XX次蒙特卡洛仿真以生成噪声数据集，提高数据集的多样性。

## 支持星座动态分簇的大模型微调

### 基模型筛选策略

优先选用通用领域大模型（如DeepSeek、通义千问）或特定领域预训练模型作为微调起点，评估其在目标任务上的基线性能。

### 微调算法实施

对比并评估传统全参数微调（Full Fine-tuning）、LoRA适配和Prompt Tuning的适用性，例如在资源受限场景优先采用LoRA微调架构。启用混合精度训练（Mixed Precision）优化GPU显存占用。引入动态学习率调度避免梯度爆炸。设计任务隔离微调（Task-isolated Fine-tuning），在同一大模型内通过不同适配层隔离微调参数，避免任务间的参数冲突。

# 场景想定

## 基本场景

### 场景描述

本场景聚焦于高动态目标（如快速机动军事目标、突发事件区域等）的实时天基观测问题。由于目标运动速度快且不确定性高，传统静态或半动态的任务规划机制难以满足快速响应和资源高效利用的需求。为实现对动态目标的连续、协同、高效观测，卫星星座需要根据目标状态变化，实时调整观测策略，并在此基础上开展卫星星群的动态分簇管理。

动态分簇是实现多星协同观测的前提和基础。它通过分析卫星当前轨道状态、通信能力、感知能力和目标位置预测信息，将具备协同能力的卫星节点划分到同一观测集群中，从而构建面向特定目标的局部高效观测网络。这一过程对任务规划效率、通信开销、观测覆盖能力具有决定性影响。

### 场景要素

红方要素：包括多种类型的卫星星座系统，具体如下：

中低轨成像侦察卫星星座：部署于太阳同步轨道（SSO）或近地轨道（LEO），具备高分辨率成像能力（分辨率优于1m），重访周期短，适合对重点区域进行高频次观测；

大模型节点：部署在地面或边缘计算节点的AI大模型，负责动态分簇决策、目标预测、资源分配等核心智能功能。

蓝方要素（可选）：

高速机动目标：如陆上/海上移动军事单元、空中飞行器等；

### 运行流程

目标检测与识别：由高轨卫星进行广域扫描，发现潜在动态目标并完成初步识别；

目标状态预测：对未来目标运动轨迹进行预测，获取目标可见窗口；

**（本次培训内容）星群动态分簇决策：基于当前星群状态、目标预测轨迹与通信约束，由大模型输出最优的星群动态分簇方案；**

任务规划与执行：分簇后的星群各自承担协同观测任务，形成闭环反馈，持续跟踪目标；

数据融合与反馈优化：各星群上传观测数据至地面大模型节点，模型持续更新目标状态并优化下一阶段分簇与观测策略；

动态调整与自适应优化：在目标运动突变、通信中断等异常情况下，大模型实时调整分簇结构和任务分配逻辑，确保观测任务不中断。

## 难点问题

### 多源异构卫星态势数据的制备与建模问题

大模型训练依赖于高质量、多样化的输入数据。在卫星星座场景中，输入数据具有高维、多源、异构、非结构化及强时序性等特征。在卫星星座动态分簇任务中，由于实际观测任务复杂且卫星运行成本高昂，真实历史数据获取受限且样本稀疏，导致大模型训练面临严重的数据瓶颈。同时，动态分簇是一个多变量耦合、时空关联强、行为高度非线性的问题，其输入特征维度高、变化快，具有强烈的时序依赖关系和空间拓扑结构。传统的静态数据集和简单监督学习方法已难以胜任。

具体而言，数据来源包括：

1. 不同轨道层卫星的状态信息：如位置、姿态、可用资源、观测能力等。
2. 目标动态轨迹预测信息：来源于历史行为、探测、地面情报。
3. 星间通信链路状态：带宽、延迟、丢包率。
4. 地面指挥控制系统的任务优先级和调度约束。

这些数据通常具有不一致的时空分辨率、不同的更新频率，并且存在噪声和缺失值。如何对这些数据进行统一建模、清洗融合并构造有效的训练样本，是大模型应用中的关键挑战。

### 模型训练难收敛与梯度不稳定挑战

在训练过程中，模型往往表现出损失函数剧烈震荡、难以稳定收敛的现象。具体表现为：

1. 损失值无明显下降趋势：在多个迭代周期内，损失值无显著下降，甚至出现周期性波动或突增，最终无法收敛至有效解。
2. 梯度幅值剧烈变化：反向传播过程中常出现梯度爆炸（权重更新过大导致数值溢出）或梯度消失（梯度趋近于零，参数停滞不更新），这不仅降低了训练效率，还可能使模型陷入局部最优解。

在动态分簇任务中，模型输出的分簇策略可能与任务目标（如资源均衡、通信连通性）产生矛盾。例如，将低电量卫星选为簇头，导致决策逻辑断裂。此外，模型对强时空依赖问题的建模能力不足，例如对卫星状态动态演化（如轨道偏移）或目标轨迹预测（如机动目标变轨）等长期时序依赖关系难以精准捕捉，导致预测误差随时间积累，进一步加剧训练不稳定。

# 预期成果与展示汇报

## 预期成果

（1）模型成果

星座动态分簇大模型

（2）数据成果

星座动态分簇大模型训练数据集、测试数据集

## 展示汇报

基于测试场景构建的测试数据集，完成测试场景下数据、模型等相关成果展示，重点汇报星座动态分簇大模型的分簇结果符合任务要求等能力。

# 推进思路与工作计划

## 推进思路

第一阶段，完成训练数据集的制备；

第二阶段，完成动态分簇大模型训练；

第三阶段，完成测试场景下动态分簇大模型的性能评估。

## 工作计划

| **序号** | **工作阶段** | **工作计划** | **计划描述** | **责任人** | **完成时间** | **备注** |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | 训练数据集的制备 | （1）构建仿真场景  （2）获取仿真场景的原始数据  （3）根据原始数据制备符合大模型训练要求的数据集 | （1）构建仿真场景：基于航天系统级仿真工具STK（Systems Tool Kit），构建包含低轨卫星星座动态拓扑、星间/星地链路衰减模型、终端用户轨迹漂移等核心要素的三维仿真环境，重点模拟轨道偏移、星间遮挡、信道拥塞等典型空间行为。；  （2）获取仿真场景的原始数据：通过STK的API获取到场景的原始数据，结合轨道周期特性进行等间隔切片处理，并完成异常值剔除与单位制统一转换；  （3）制备数据集：采用知识蒸馏技术，将基于规则的专家系统作为教师模型，对原始数据进行多模态标注 | 尹凯峰 | 2025.06.30 |  |
| 2 | 动态分簇大模型训练 | （1）选择合适的预训练模型  （2）调整模型结构以适应动态分簇任务  （3）进行模型训练  （4）评估模型性能 | （1）选择合适的预训练模型：选择一个适合处理时空数据的预训练模型（如Transformer、BERT等），并对其进行微调以适应当前任务。  （2）调整模型结构以适应动态分簇任务：根据动态分簇的需求，调整模型的输入层、隐藏层和输出层，确保模型能够有效地处理和预测动态分簇结果。  （3）进行模型训练：使用制备好的数据集对模型进行训练，采用适当的优化算法（如Adam、SGD等）和损失函数（如交叉熵损失）。 | 令狐鼎 | 2025.07.30 |  |
| 3 | 测试场景下动态分簇大模型的性能评估 | （1）性能评估指标的确定  （2）定义评估标准 | （1）评估模型性能：（1）选择评估指标：根据动态分簇任务的特点，选择合适的评估指标，如准确率（Accuracy）、召回率（Recall）、F1分数（F1 Score）、调整兰德指数（Adjusted Rand Index, ARI）、归一化互信息（Normalized Mutual Information, NMI）等。  （2）定义评估标准：明确各项评估指标的具体计算方法和阈值，确保评估结果的客观性和可靠性。 | 尹凯峰 | 2025.08.10 |  |