

# 面向移动目标的成像卫星协同任务规划综述

徐卓<sup>①</sup> 樊盛华<sup>①</sup> 岳海涛<sup>②</sup> 瞿涛<sup>①</sup> 汪鼎文<sup>①</sup> 孙世磊<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(武汉大学计算机学院 武汉 430072)

<sup>②</sup>(中国科学院空天信息创新研究院 北京 100094)

**摘要:** 面向移动目标的成像卫星协同任务规划是实现天基对地观测系统从“静态区域覆盖”向“广域搜索—动态跟踪—反馈补搜”动态闭环转型的关键技术,在应急响应、海洋监测、广域态势感知与重点目标持续观测等领域具有重要意义。其核心挑战源于移动目标未来状态的不确定性与传统任务规划模型对确定性输入依赖之间的矛盾。该文从不确定性驱动视角出发,结合海面、空天、地面三类典型移动目标的运动特征与观测需求,系统梳理该领域近年来的主要技术进展。重点剖析运动状态预测与时空不确定性表征、多星协同观测任务规划及闭环重规划等关键环节,对比模型驱动与数据驱动预测方法在不确定性表征和规划可用性的差异,分析集中式、分布式与混合式架构的算法选择逻辑与动态响应能力。最后,该文指出该领域正由开环静态规划向闭环动态调度转型,总结预测不确定性信息在规划决策中利用不足、分布式协同中状态认知不一致等关键瓶颈,并展望了跨层级耦合建模、大语言模型赋能的智能优化等未来发展方向。

**关键词:** 卫星任务规划; 多星协同; 移动目标; 轨迹预测; 在轨智能

**中图分类号:** TP391; TP79

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2026)00-0001-16

**DOI:** 10.11999/JEIT260133

**CSTR:** 32379.14.JEIT260133

## 1 引言

地球观测卫星(Earth Observation Satellites, EOS)作为天基对地感知体系的核心组成部分,在海洋监测、自然灾害应急响应、区域动态监控及重点目标持续检测等场景中发挥着不可替代的作用<sup>[1]</sup>。近年来,随着高重视频卫星、支持秒级姿态机动与条带重定向的敏捷成像技术以及光学、合成孔径雷达等多功能载荷快速发展,对地面车辆、海上舰船、空中飞行器、空间碎片等非合作移动目标实施高时效、连续性、多角度成像监视已成为现实能力<sup>[2]</sup>。美国持续推进的天基“地面移动目标指示”与“空中移动目标指示”项目<sup>[3,4]</sup>,以及欧洲“哨兵”系列、中国“高分”专项中面向动态目标的星座规划,均标志着天基监视范式正经历深刻转型:从传统的“静态区域覆盖”向“广域搜索—动态跟踪—反馈补搜”的动态闭环模式演进,区域覆盖与动态跟踪的交替执行已成为工程应用中的主流形态。

然而,相较于静态目标,面向移动目标的成像卫星协同任务规划面临更为严峻的理论与工程挑战。其核心挑战源于目标未来状态的不确定性与传统任务规划模型对确定性输入依赖之间的矛盾。在实际场景中,移动目标未来状态通常表现为随时间扩散的概率分布,难以用单一轨迹点描述:海面目

标受环境影响呈面状扩散,空天高时敏目标因强机动使观测窗口具有高度瞬时性,地面移动目标受路网与地形约束呈一维延伸或局部分散。三类目标虽运动特性、约束与观测需求差异显著,但任务规划的理论本质均指向高动态时空环境下目标运动随机性与卫星确定性观测动作的耦合优化这一共性科学问题。由于卫星轨道动力学与目标运动学的非线性耦合,微小的初始状态估计误差或预测协方差往往在规划周期内被显著放大。这种不确定性的非线性传播效应极易导致观测窗口与目标实际位置发生空间解耦,从而引发规划成功但观测失败的链式反应。因此,传统基于确定性时间窗的任务规划方法已难以应对该类任务,亟需构建能够预测、量化并利用这种不确定性信息的新型任务规划体系。

这一新型体系需协同解决两个紧密关联的关键问题:一是如何在稀疏观测条件下预测移动目标的未来状态,并以可被规划模型直接利用的形式表征目标时空不确定性;二是如何在通信与星上资源受限条件下设计多星协同任务规划机制,使规划结果兼顾观测收益、资源消耗与不确定性风险,并具备在线重规划能力以应对目标机动、环境变化或观测反馈。近年来,卫星任务规划相关综述已从敏捷卫星调度<sup>[5]</sup>、大规模星座任务规划<sup>[6]</sup>、机器学习辅助优化等角度总结了模型与算法进展,但多聚焦静态目标调度、确定性任务规划或一般星座协同机制,对移动目标状态不确定性如何进入规划决策、观测反馈如何修正预测模型等问题讨论仍不充分。针对

高动态、强机动移动目标的持续监视需求,亟需从不确定性驱动的角度对预测、建模与协同规划技术进行梳理。此外,随着大语言模型<sup>[7]</sup>(Large Language Models, LLMs)的发展,如何将自然语言任务需求转化为可执行规划约束,并在严苛功耗与算力约束下实现轻量化在轨部署,已成为值得关注的交叉前沿方向,现有综述对其与卫星任务规划闭环的结合讨论仍不充分。

鉴于此,本文聚焦面向移动目标的成像卫星任务规划问题,从不确定性驱动视角对相关研究进行系统性梳理与评述。本文的主要贡献体现在三个方面:第一,结合海面、空天、地面三类典型移动目标的运动特征与观测需求,提炼移动目标状态不确定性与卫星确定性观测动作之间的耦合优化问题,形成面向移动目标任务规划的统一分析框架;第二,围绕运动状态预测与不确定性表征、多星协同任务规划和闭环重规划的技术链条,系统比较模型驱动、数据驱动、集中式、分布式和混合式等方法的特点、适用条件与局限;第三,总结预测不确定性信息在规划决策中利用不足、分布式协同中状态认知不一致、重规划稳定性不足以及大语言模型可信应用等关键挑战,并展望跨层级耦合建模、概率化规划决策与智能优化等未来方向。

## 2 问题描述与技术演进

面向移动目标的成像卫星任务规划是在强时空动态环境下进行的多约束、多目标的复杂优化问题,其关键在于如何将目标动态不确定性纳入卫星观测动作、资源约束与协同决策过程。本节首先结合海面、空天和地面三类典型移动目标分析其运动特征与观测需求,随后从典型问题及共性科学属性出发,归纳任务规划中的决策变量、约束条件和优化目标,最后梳理该领域由确定性任务规划向不确定性驱动的闭环协同规划演进的技术脉络。

### 2.1 移动目标分类与观测特征

移动目标因其所处物理环境与运动机理的显著差异,呈现出截然不同的时空动态特征。这些特征不仅决定了卫星观测的任务收益模型与计算逻辑,甚至影响了执行任务的卫星平台选型与协同模式。根据目标的运动空间与动力学特性,通常可将其划分为海面移动目标、空天高时敏目标以及地面移动目标三大类,其对应的天基任务规划侧重点各不相同:

#### (1)海面移动目标

海面移动目标主要包括各类海面航行器,其运动空间开阔,虽然机动相对平缓,但轨迹易受洋

流、气象等复杂环境因素影响。不确定性区域随时间呈面状扩散,任务规划侧重于广域概率搜索、多条带拼接与长时段的持续跟踪。相关研究多利用历史轨迹或船舶自动识别系统(Automatic Identification System, AIS)数据或环境先验构建目标状态概率演化模型<sup>[8]</sup>。

#### (2)空天高时敏目标

空天高时敏目标包括高速飞行器、空间碎片等高速机动目标,具有运动速度快、状态转移快和可用观测窗口短等特点。传统基于预计算可见窗口的确定性规划方法难以及时响应此类目标状态变化,因此任务规划更强调快速发现、多星接力观测和在线重规划。由于目标处于三维空间,部分任务还需通过多星协同观测获取高度或速度等状态信息<sup>[9]</sup>。在星上实时性要求较高的场景中,现有方法常对不确定性表征进行简化,以降低在线求解复杂度。

#### (3)地面移动目标

地面车辆等移动目标主要受路网拓扑、地形遮挡和城市环境约束,运动空间通常呈网络状或局部分散特征。近空无人机、有人飞行器凭借高重访频率、高成像分辨率、持续抵近跟踪的天然优势,是地面移动目标跟踪的主流技术手段<sup>[10]</sup>。相较于海面目标,地面目标可用观测窗口更易受遮挡和成像几何条件影响,卫星观测更多承担跨区域广域补盲和重点区域非接触式观测任务。此类任务规划的难点在于融合路网通行约束、地形遮挡概率和长时序预测不确定性,实现观测收益的可靠量化。

尽管三类移动目标在机动能力、观测窗口、先验约束和载荷需求上存在差异,但从任务规划角度来看,均可归结为目标状态不确定性与卫星确定性观测动作之间的耦合优化问题。其关键在于如何量化目标未来状态的时空不确定性,并将其纳入受平台资源、成像几何和多星协同等约束限制的优化模型。后续章节将围绕这一共性问题,重点讨论时空不确定性表征及其在多星协同规划中的利用方式。

### 2.2 问题形式化描述

在明确三类移动目标的观测特征与规划侧重点后,本节面向该领域典型问题及其共性科学属性进行通用化描述,旨在提炼可复用的问题要素与建模范式,而非以单一模型覆盖全部工程场景。实际任务会因目标类别、载荷体制、卫星规模、通信条件、观测模式和任务规则不同而呈现差异,具体模型需结合应用需求进行针对性扩展。在此基础上,面向移动目标的成像卫星协同任务规划通常可建模为约束满足问题<sup>[11,12]</sup>(Constraint Satisfaction Problems, CSPs)、混合整数线性规划<sup>[13]</sup>(Mixed Integer

Linear Programming, MILP)、马尔可夫决策过程或部分可观马尔可夫决策过程<sup>[14]</sup>(Partially Observable Markov Decision Process, POMDP)等形式, 其核心要素主要包括决策变量、约束条件和优化目标三类。

### (1) 决策变量

规划系统的输出一组时序化的指令序列, 通常包含四个维度的决策变量:

(a) 任务分配变量:  $x_{ij} \in \{0, 1\}$ , 表示卫星  $s_i$  是否被分配观测目标  $m_j$ ;

(b) 观测时间窗变量:  $[t_{start}^{ij}, t_{end}^{ij}]$ , 定义了卫星  $s_i$  对目标  $m_j$  开始成像时刻  $t_{start}^{ij}$  与结束成像时刻  $t_{end}^{ij}$ , 该时间窗必须位于卫星对目标的可见时间段内;

(c) 姿态控制变量:  $\theta_{ij}(t)$ , 表示卫星  $s_i$  对目标  $m_j$  成像期间卫星光轴指向所需的侧摆角与俯仰角序列, 是连接卫星平台能力与目标可见性的纽带。

(d) 观测模式选择变量:  $\mu_{ij}(t)$ , 表示卫星  $s_i$  对目标  $m_j$  所采用的观测模式, 该变量一般与卫星能力相关, 直接影响成像质量、能耗、存储占用及姿态机动约束, 是连接任务语义与平台能力的关键决策维度。

### (2) 约束条件

受限于卫星平台物理性能、载荷成像机理及目标运动特性, 规划模型需同时刻画平台约束、载荷约束和由目标不确定性引入的时空约束:

(a) 移动目标运动约束: 为保证预测轨迹的物理合理性与规划指令的可执行性, 需对移动目标的运动状态施加动力学边界约束。典型约束包括最大速度  $v_{max}$ 、最小转弯半径  $R_{min}$ 、最大加速度  $a_{max}$  以及航向角变化率  $\psi_{max}$  等。这些约束共同定义了目标在任意时刻  $t$  的可达集, 同时构成了目标潜在区域的硬边界。

(b) 时空可见性与覆盖约束: 这是面向移动目标的成像卫星任务规划区别于静态规划的最显著特征。由于目标  $m_j$  位置服从概率分布  $p_j(t)$ , 卫星

$s_i$  的传感器视场  $FoV(\theta_{ij}(t))$  必须在时刻  $t$  有效覆盖目标的不确定性区域  $\Omega_j(t)$ 。若目标运动范围超出单次成像幅宽, 还需引入动态条带拼接约束, 要求相邻条带在时间和空间上满足重叠率阈值以防止目标逃逸。

(c) 敏捷姿态机动约束: 卫星在执行连续观测任务时, 如从目标  $m_j$  切换至  $m_k$ , 需消耗一定的时间进行姿态机动。该过程受最大机动角速度  $\omega_{max}$ 、角加速度  $\alpha_{max}$ 、及稳定时间  $t_{stable}$  的限制。其数学形式通常描述为非线性约束:

$$t_{start}^{ik} - t_{start}^{ij} \geq \Delta t_{slew}(\theta_{ij}, \theta_{ik}) + t_{stable}$$

其中  $\Delta t_{slew}$  为依赖于起始与终止角度的机动时间函数。对于具备机动中成像能力的高敏捷卫星, 还需满足成像过程中的角速度补偿约束, 以避免像移模糊。

(d) 星上资源约束: 卫星在轨运行受限于有限的能源与存储资源。能量约束要求单星在一个轨道周期内的累积放电电量不得超过电池最大放电深度, 且需预留特定电量用于测控通信与热控; 存储约束要求待下传的图像数据量不得溢出星上固态存储器容量。此外, 为保护载荷寿命, 通常还设有单次最长开机时间与最短冷却时间约束。

(e) 环境与几何约束: 为保证成像质量, 观测活动需满足特定的光照与几何条件, 包括太阳高度角约束、观测侧摆角约束以及云层遮挡约束等。

### (3) 优化目标

面向移动目标的规划往往追求多重效益的最优化, 但各子目标之间存在显著的非线性耦合与内生冲突。常见的优化目标通常可归纳为如表1所示的观测效能、信息价值与系统代价三个维度。

上述优化目标间的冲突主要体现在任务收益与系统代价的制约关系上: 观测效能关注目标捕获概率、跟踪时长和重访次数; 信息价值强调通过观测降低目标状态不确定性, 例如最大化信息增益或降低系统熵值; 系统代价则包括姿态机动、能源消耗、存储占用和通信开销等。与静态目标规划相

表 1 常见优化目标及说明

类型	优化目标	说明
观测效能 (最大化)	目标跟踪时长 <sup>[15]</sup>	延长对目标的连续监视时间
	目标发现/捕获概率	提升对潜在区域联合覆盖概率之和
	目标捕获次数 <sup>[16]</sup>	提高固定时间内对目标的捕获次数
信息价值 (最大化)	信息增益 <sup>[17]</sup> (信息熵)	降低系统熵值, 优先观测能显著降低目标状态不确定性的区域
	加权观测收益	考虑目标的战略价值(优先级)与观测紧迫度, 实现全局任务收益最大化
系统代价 (最小化)	能源消耗	减少大角度姿态机动以降低稳定时间与能量消耗, 同时均衡星上存储资源的占用

比, 移动目标规划的特殊性在于收益函数通常依赖目标存在概率和预测不确定性, 因此同一观测动作在不同概率区域上的收益可能显著不同。

如何在保证捕获置信度的前提下获取高价值的观测信息, 也是该类问题建模的挑战之一。针对该问题, 当前研究基于改进的ACQUIRE模型<sup>[18]</sup>, 构建了包含发现、识别与确认三个层级的概率评估框架; 结合目标运动预测与观测信息计算, 通过层次分析法与熵权法实现了卫星观测能力的多维评价<sup>[19]</sup>。但现有方法依赖理想高斯分布或简单的马尔可夫转移假设, 在目标机动、先验不足或复杂环境条件下难以刻画非对称、多峰或突变式概率分布, 模型泛化能力与鲁棒性仍有待验证。

### 2.3 技术演进脉络: 从预测到协同规划的闭环链条

面向移动目标的成像卫星协同观测, 其技术演进的重点已由传感器观测能力提升, 转向对时空不确定性的建模、传播与反馈控制。纵观近年来的研究脉络, 任务规划系统正经历从“单向开环规划”向“预测—规划—反馈”动态闭环协同的跨越, 具体可归纳为以下三个递进阶段:

**第一阶段: 预测与规划解耦的确定性开环范式。**早期研究通常将目标预测与任务规划视为两个完全独立的串行模块。预测模块输出一条确定的目标未来外推轨迹, 规划模块以此为刚性输入解算观测时间窗。该范式虽有效降低了多星调度的求解复杂度, 但对目标机动极为敏感, 一旦目标发生未预期的偏航, 预计算的观测指令将面临极高的失效风险。

**第二阶段: 不确定性前馈驱动的耦合规划范式。**随着对非合作目标高动态特性的深入认知, 研究重心转向对时空不确定性的主动量化与接纳。预测模块由单一轨迹外推转向概率密度分布或状态转移概率网格输出<sup>[20]</sup>。规划模块通过引入机会约束与概率覆盖收益, 将不确定性作为内生变量进行联合优化。该范式通过拓宽搜索边界与建立概率容错机制, 显著提升了系统对局部预测误差的鲁棒性。

**第三阶段: 观测反馈与概率重塑的动态闭环范式。**为了应对高对抗环境下的强不确定性发散, 前沿研究正致力于构建“在轨执行与动态反馈”的闭

环链路。在此范式下, 卫星单次过境的观测结果均被视为实时感知证据, 通过更新机制反馈至前序模块, 重塑目标的全局空间概率分布。这种概率重塑机制进一步触发后续时域的滚动重规划, 从而赋予了天基监视系统持续自适应的动态跟踪能力。

综上所述, 面向移动目标的成像卫星协同任务规划, 其技术体系正逐渐从传统的静态调度向动态反馈机制转变。上述三个阶段的演进, 反映了规划系统在处理时空不确定性时的逻辑变化: 即从早期通过开环解耦与确定性假设规避不确定性, 发展为通过前馈耦合与机会约束量化不确定性, 并最终趋向于利用在轨动态闭环与概率重塑逐步消除不确定性。这种规划模式的转变, 不仅对前端移动目标状态预测的不确定性表征精度提出了更高要求, 也促使后端的任务规划协同架构与优化算法不断进行适应性调整。

## 3 移动目标运动状态预测与时空不确定性表征

与位置固定的静态目标不同, 移动目标具有显著的时空动态性与随机性, 前端预测模块的主要作用是形成可被后续任务分配、观测收益评估和闭环重规划直接利用的时空不确定性表征。

现有移动目标时空不确定性表征研究在目标类型上呈现明显差异: 概率预测与网格化表征方法多聚焦于海面移动目标, 而空天高时敏目标研究更多采用短时确定性轨迹外推或简化不确定性表征。其原因在于目标运动特性与系统求解能力之间存在约束关系。海面目标速度相对较低、运动空间开阔, 不确定性随时间呈大范围扩散, 既需要概率化表征, 也通常具备运行复杂概率转移模型的时间条件; 空天高时敏目标速度快、观测窗口短, 若引入高维概率网格, 可能显著增加在线求解负担并削弱动态响应能力。

因此, 现有方法通常需要在不确定性表征能力与计算时效性之间权衡。各类方法的表征粒度、主要算法与模型、表征能力的系统性对比见表2。根据驱动机理与表征方式的差异, 现有方法可分为物理机理主导的显式表征与数据规律挖掘的隐式表征两类。

表 2 面向移动目标的运动状态预测方法对比

预测范式	不确定性表征粒度	代表文献	主要算法与模型	不确定性表征能力
模型驱动	参数化连续演化	[20-26]	联合高斯分布、协方差椭圆	连续解析表征, 低开销、强可解释性
	非参数化离散转移	[17,27,28]	马尔可夫概率网格、状态转移矩阵	离散网格表征, 适应复杂约束场景
数据驱动	隐式概率映射	[11,12,29-31]	LSTM、CNN多源特征融合	多粒度表征, 强非线性拟合能力

### 3.1 物理机理主导的显式不确定性表征

该类方法利用目标最大速度、最小转弯半径等动力学约束构建状态演化模型, 并显式描述目标未来状态的不确定性。根据对不确定性空间表达方式不同, 可进一步分为如图1所示参数化连续演化与非参数化离散转移两种形式。

#### 3.1.1 基于解析表达的参数化概率演化

利用参数化数学函数是描述移动目标不确定性连续演化最为经典的方法, 通过解析函数、协方差矩阵或概率密度函数直接表征目标潜在区域的形状及其扩散过程。如图1(a)所示, 根据海面目标的最大转向角变化和最大航速能够计算出目标潜在区域, 并由概率密度函数进一步确定高概率区域。此类方法通常假设目标状态服从高斯分布、混合分布或其他参数化分布, 并利用协方差矩阵描述不确定性区域的形状与扩散程度。相关研究根据目标先验信息的丰富程度, 将潜在区域划分为圆形潜在区域、扇形潜在区域和自定义潜在区域<sup>[20]</sup>, 并基于初始位置、速度、航向角及其方差建立协方差椭圆或联合概率密度函数<sup>[21-26]</sup>。

参数化连续模型的数学形式简洁, 具有极低的求解复杂度, 适用于对响应时效性要求较高或计算资源受限的任务场景。但该类方法依赖对称或近似对称分布假设, 难以精确刻画受复杂环境约束的多峰、非对称分布目标状态分布。

#### 3.1.2 基于非参数化离散网格的状态转移

针对受复杂环境约束的移动目标, 单一的参数化方程难以刻画其不规则扩散规律。相关研究多采用非参数化的离散马尔可夫网格模型。如图1(b)所示, 此类方法将地理空间划分为规则网格, 并通过状态转移矩阵描述目标在网格间的扩散概率。当前研究利用马尔可夫转移概率<sup>[17]</sup>、网格搜索图<sup>[27]</sup>或Geosat方法<sup>[28]</sup>更新网格内目标存在概率。其中, 障碍物或不可达区域可通过概率置零等方式处理, 卫星观测反馈结果被用于更新目标在网格内的后验概率分布。

非参数化网格法具有较高的空间表达自由度, 能够较好地刻画地理环境和可达性约束对不确定性演化的影响。但其面临的主要挑战是状态空间规模较大, 随着网格分辨率提高或预测时域延长, 状态转移矩阵的存储与计算开销快速增长, 难以满足星上在线规划的实时性要求。

### 3.2 数据规律挖掘的隐式不确定性表征

随着船舶自动识别系统(AIS)等海量历史轨迹数据的积累<sup>[32,33]</sup>, 基于神经网络的数据驱动预测方法在海面目标观测中逐渐得到广泛应用。该类方法不依赖显式的运动学方程, 而是通过模型训练从历史轨迹、多源环境和观测数据中学习复杂的非线性机动模式。

现有研究主要采用LSTM及其变体<sup>[11,12]</sup>、Encoder-Decoder结构<sup>[29]</sup>、注意力机制<sup>[30]</sup>和CNN多源特征融合模型<sup>[31]</sup>, 从历史经纬度序列、星上实测轨迹、地理海图和气象水文等数据中学习运动规律。其中, LSTM类模型侧重捕获轨迹序列的时序依赖, 注意力机制有助于突出关键时间步信息, CNN多源融合模型则可将运动状态、地理海图和气象水文等因素转化为栅格化特征图, 并输出目标位置分布概率图, 为最大概率覆盖搜索和后续任务规划提供输入。

数据驱动方法在数据丰富、运动模式相对稳定的常规场景下具有较高预测精度。但由于模型机理具有一定黑盒性, 在非合作观测或场景迁移条件下可能面临分布外泛化问题。当目标出现训练集中未覆盖的机动模式或观测数据中断时, 该类模型可能输出缺乏物理约束的概率分布, 进而影响后续规划结果的可靠性。

### 3.3 预测与表征方法的适用性分析

从任务规划角度看, 预测与不确定性表征方法的适用性不仅取决于轨迹预测精度, 更取决于其输出能否被规划模型有效利用。物理机理驱动方法具有明确运动学基础, 适用于先验信息较充分或目标

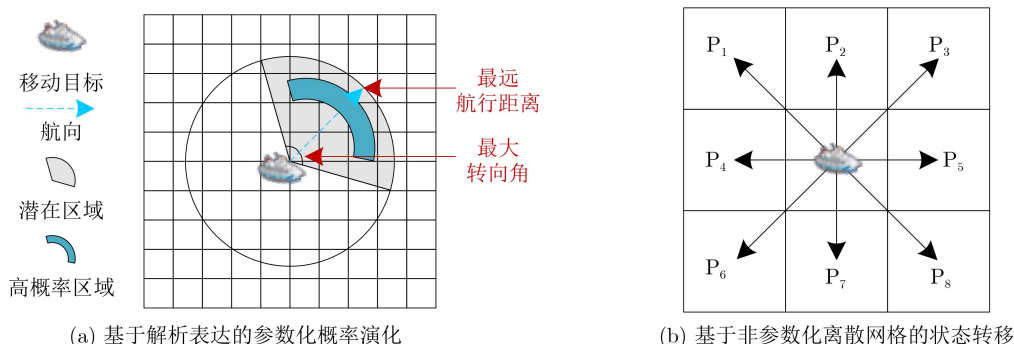


图 1 物理机理主导的显式不确定性建模

机动规律相对稳定的场景,但其关键动力学参数在非合作观测任务中往往难以获取,需依赖先验信息匹配、多源观测滤波或环境约束反演,易引入时延与估计误差。数据驱动方法降低了对显式物理参数的依赖,在历史轨迹丰富的常规场景中具有优势,但在观测中断、场景迁移或机动模式突变时可能出现泛化退化,需结合参数化发散模型或多源异构观测重新初始化概率空间。针对地面移动目标,现有路网轨迹预测多面向短时交通推演,面向卫星长周期规划的概率化表征与规划可用性仍显不足。总体而言,面向移动目标的卫星任务规划中,目标状态预测需要转向生成可进入收益评估、约束设计和闭环重规划的不确定性信息。

## 4 多星协同观测任务规划机制与求解算法

运动状态预测与时空不确定性表征为系统提供目标未来状态的概率信息,而多星协同任务规划的核心在于将这些信息转化为可执行的卫星观测指令。该过程不仅涉及任务收益建模和约束设计,还需在通信带宽、星上计算资源、姿态机动能力和目标动态性等条件下完成协同决策。面对不同类型移动目标与任务需求,现有规划机制在观测任务建模、协同架构、求解算法和闭环重规划策略上形成了差异化技术路线。

### 4.1 面向规划求解的观测任务建模

面向规划求解的观测任务建模是连接预测层与求解层的关键环节,其作用是将目标时空不确定性信息转化为可计算、可约束、可优化的规划输入。根据对不确定性信息的处理方式,现有研究主要形成两类路线:一类通过确定性假设将概率信息简化为轨迹点、时间窗或固定区域,以降低求解复杂度;另一类将存在概率、置信区域或信念状态直接纳入目标函数、约束条件或状态转移过程,以提升规划结果对目标机动和预测误差的鲁棒性。

#### 4.1.1 基于确定性假设的任务简化建模

基于确定性假设的任务简化建模通过将高维概率分布降维为确定性轨迹点、可见时间窗或固定区域网格,降低后端规划求解复杂度。该类方法适用于决策窗口短、实时性要求高或星上计算资源受限的任务场景。在现有研究中,对于高速飞行器等高时敏目标,可通过轨道仿真或短时轨迹外推解算可见时间窗口,并重点优化卫星姿态跟踪控制<sup>[34,35]</sup>;针对空间碎片等轨道可预测的时敏目标,可基于轨道根数计算可见性约束,并优化双星立体观测的几何构型<sup>[36,37]</sup>;针对热带气旋等复杂自然现象,可将预测轨迹数据视为确定性输入以规划卫星姿态<sup>[38]</sup>。

对于海面失联船只,可通过航迹外推、区域等概率网格化等方式,将连续动态搜索问题转化为固定点位或网格的静态覆盖问题<sup>[39]</sup>。

整体而言,确定性简化建模能够显著降低计算复杂度,适合强实时性场景;但其对目标机动和预测误差累积的容错能力有限,目标真实状态一旦偏离预设结果,规划方案的有效性将明显下降。

#### 4.1.2 基于不确定性预测的概率化任务建模

与确定性简化建模不同,概率化任务建模将目标运动不确定性作为规划模型的内生变量,直接参与目标函数、约束条件或状态转移过程设计。其核心是从简化不确定性转向利用不确定性信息,以提高规划方案对目标机动和预测误差的鲁棒性。根据不确定性信息的利用方式,现有研究主要形成两类方法:一类面向空间维度的区域覆盖优化,另一类面向时间维度的闭环序列决策。区域覆盖优化通常将概率网格转化为收益地图,通过最大化累积发现概率、捕获概率或最小化逃逸风险驱动观测资源分配。相关研究将卫星成像条带覆盖网格的概率和定义为发现概率<sup>[40]</sup>(Discovery Probability),或将网格概率纳入资源约束下的观测收益函数<sup>[41]</sup>;也有研究从最小化逃逸概率<sup>[42]</sup>(Escape Probability)角度构建任务收益指标。闭环序列决策则侧重时间维度的状态演化,典型方法是将观测过程建模为POMDP,以动态更新的信念状态描述目标位置不确定性,并选择能够提升信息增益或观测收益的动作序列<sup>[43]</sup>。

概率化任务建模能够更充分利用预测不确定性信息,但高维概率输入也会显著增加求解复杂度。目前该类方法更多应用于运动速度较慢、决策窗口相对宽裕的海面移动目标场景,在高时敏空天目标中的应用仍受星上计算资源和响应时限约束。

### 4.2 协同规划架构与求解算法

协同规划的目标是基于观测任务模型生成多星可执行观测指令。不同协同架构在全局优化能力、响应实时性、通信开销和系统鲁棒性方面存在差异,也决定了求解算法的选择逻辑。当前研究已形成如图2所示集中式、分布式与混合式三类架构,并分别面向不同目标类型、资源条件和任务时效需求形成差异化算法体系。

#### 4.2.1 面向全局寻优的集中式求解方法

如图2(a)所示,集中式架构依托地面控制中心或高算力主星收集全局状态信息,适用于需要大范围资源统筹和全局冲突消解的任务场景。在高维概率耦合建模条件下,集中式架构通常有利于保持全局收益评估和约束处理的一致性。根据求解机制差异,集中式架构下常见求解方法主要包括精确求解

算法、启发式规则、元启发式算法和深度强化学习；近年来，LLM 赋能的求解辅助与算法设计逐渐成为集中式环境下的新兴扩展方向。各类方法的求解机制、优劣势与适用场景的系统性对比如表3所示。

(1)精确求解算法

精确算法通常基于混合整数线性规划<sup>[13]</sup>、约束满足或动态规划等模型，通过分支定界、求解器搜索等方式获得可证明的最优解或理论边界。该类方法结果可靠、可解释性强，适合小规模问题验证和算法基准测试；但面对多星、多目标和动态概率约束时，计算规模迅速增长，难以满足大规模在线规划需求。

(2)启发式规则

启发式规则通过将任务优先级、观测收益、资源余量与可见窗口等领域知识显式编码为排序、筛选或分配准则，在较低计算开销下快速构造可行解，是星上算力受限和强时效任务中的常用方法。现有研究中，面向搜索与跟踪双阶段过程的贪婪评价指标<sup>[28]</sup>，可将目标发现收益与持续跟踪需求转化为快速排序准则；动态优先级规则<sup>[44,45]</sup>通过随任务状态和资源余量更新分配顺序，实现多任务竞争条件下的低开销调度；多级约束过滤的构造性启发式

方法<sup>[46]</sup>，则通过逐层剔除不可行动作提高复杂约束下方案的可执行性；结合滚动动态规划<sup>[47]</sup>或专家知识库场景建模<sup>[48]</sup>的规则化方法，进一步增强了动态扰动条件下的在线响应能力。该类方法具有简单、计算开销低、工程可部署性强的优势，但高度依赖人工领域规则且缺乏全局优化视野，易陷入局部最优，对目标机动、环境扰动等不确定性场景的适应能力有限。

(3)元启发式算法

元启发式算法通过种群搜索、邻域搜索或多算子协同机制，在全局探索与局部开发之间取得平衡，是复杂约束下集中式规划的重要方法。其中，遗传算法<sup>[21,41]</sup>等基于种群的优化方法擅长大范围空间搜索，能够在复杂非线性约束下逼近最优任务分配方案；模拟退火和变邻域搜索等算法<sup>[49]</sup>则以现有解为基础进行局部迭代，在求解效率与收敛速度上具有优势；混合/超启发式(Hyper-heuristics)算法通过组合多个基础算子、自适应切换搜索策略，提升复杂搜索空间中的寻优稳定性与泛化能力；结合目标聚类预处理与遗传-模拟退火优化的调度策略<sup>[50]</sup>，则从任务空间压缩角度缓解了大规模多星协同规划中的组合爆炸问题。针对大尺度空间下易早熟收敛的问题，研究者引入了人工免疫<sup>[24]</sup>和双基因

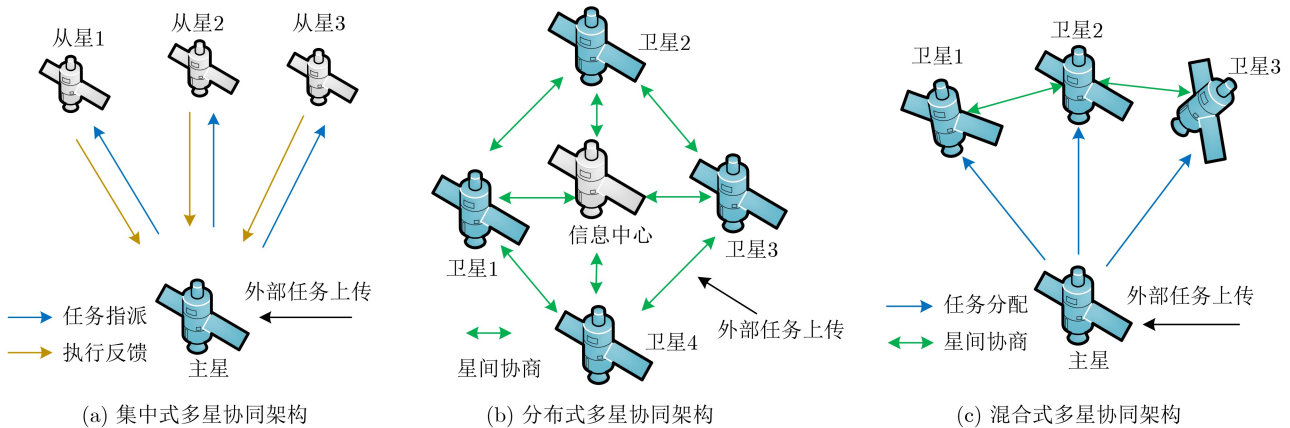


图 2 多星协同任务规划架构

表 3 集中式优化方法对比分析

算法范式	代表文献	求解机制	核心优势	局限性	典型适用场景
精确方法	[13]	数学规划完备搜索	最优性可证、结果可靠	复杂度高、规模受限，对动态不确定性无容错能力	小规模问题理论验证与算法基准测试
启发式规则	[28,44-48]	领域规则贪婪构造	低开销、强实时性、易部署	依赖人工经验、易局部最优，对目标机动不确定性适应差	强实时性要求的快速规划场景
元启发式算法	[21,22,24,26,35,38-43,49-54]	种群迭代、领域搜索、混合/超启发式	全局寻优强、适配非线性约束	收敛慢、动态响应能力弱，对突发不确定性动态响应不足	多约束多目标的全局优化规划场景
深度强化学习	[14,34,36,55-57]	离线训练，在线端到端策略推理	毫秒级响应、环境自适应能力强	数据需求大、可解释性差	高动态不确定性下自主在线规划场景
LLM赋能求解	[58-61]	生成规则、算子或代码、反馈迭代优化	知识融合强，算法组合灵活	可行性、可重复性和部署成本待验证	离线算法设计、在线辅助求解

座编码<sup>[35]</sup>等机制以维持种群多样性；针对求解时效性与全局收敛的平衡需求，部分研究采用双层优化架构<sup>[42]</sup>、并行双自适应遗传策略<sup>[51]</sup>或通过知识驱动的模式算法<sup>[52]</sup>加速搜索过程。此外，自适应非支配排序<sup>[26]</sup>、权重自适应调节<sup>[53]</sup>或锚点自适应调整<sup>[54]</sup>等策略被广泛用于逼近观测收益、能量消耗、跟踪时长等多目标Pareto前沿，使规划结果更贴合实际工程偏好。总体来看，该类方法全局搜索能力较强，适合多约束、多目标规划场景，但迭代耗时较高，面对高动态任务时在线响应能力仍受限制。

#### (4)深度强化学习方法

为将高耗时的离线寻优转化为快速在线推理，基于深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)的端到端决策逐渐兴起。依托“离线训练、在线推理”模式，DRL可提升动态环境下的快速决策能力，并已被用于滚动状态更新与短时任务离散相结合的多星协同观测决策<sup>[55]</sup>。为克服动作空间爆炸与输入动态变化问题，现有研究通过利用注意力机制提取时空耦合特征<sup>[34]</sup>，或引入指针网络处理变长任务序列<sup>[36]</sup>，实现高动态环境下观测序列生成。针对位置部分可观测场景，相关研究将任务规划建模为POMDP或部分可观测半马尔可夫决策过程，并结合近端策略优化算法提升策略鲁棒性<sup>[14]</sup>；面向连续动作空间下的姿态跟踪决策，基于深度确定性策略梯度的方法可兼顾视场指向精度与控制力矩消耗<sup>[56]</sup>。此外，融合规则预处理的混合学习架构，可降低动作空间的搜索维度，提高复杂约束下动作可行性<sup>[37]</sup>；系统工程逻辑引导的层次强化学习方法，可通过任务链分解与多粒度模型切换，缓解部件级协同规划中的高维稀疏搜索问题<sup>[57]</sup>。但DRL通常依赖大量训练样本，策略可解释性、可验证性和场景迁移能力仍需进一步提升。

#### (5)LLM赋能的求解辅助与算法设计

近年来，LLM在启发式规则生成、邻域算子设计、算法代码生成和搜索策略调控等方面展现出潜力，推动了自动算法设计<sup>[62]</sup>与进化计算<sup>[63]</sup>等智能优化方向的发展。在卫星任务规划领域，已有研究探索了LLM辅助自适应大邻域搜索<sup>[58]</sup>、自动算法设计<sup>[59]</sup>和任务订单驱动调度框架<sup>[60,61]</sup>，表明LLM可在需求解析、约束建模、算法组件生成和求解策略选择中提供辅助。但现有工作主要面向一般对地观测卫星调度、敏捷卫星任务分配或确定性任务场景，尚未充分面向移动目标协同任务规划中的预测不确定性、概率化观测收益、动态重规划和观测反馈闭环等关键问题。因此，现阶段LLM更适合作为离线算法设计器、约束建模辅助和在线求解辅助模

块，其生成规则、算子或代码仍需经过可行性检查、仿真评估和反馈迭代验证。

综上，在集中式架构下，求解方法的选择本质上是在最优性、求解时效、约束处理能力和在线适应能力之间权衡：精确求解算法主要用于小规模理论基准与性能评估；启发式与元启发式算法适合复杂约束下的常规规划任务；深度强化学习以离线训练换取在线快速推理，适用于动态环境下的策略生成；LLM赋能方法则进一步尝试利用领域知识和搜索反馈辅助算法设计与求解策略生成，但其可靠性与工程部署能力仍需系统验证。

#### 4.2.2 面向星上自主的分布式协同方法

分布式架构无中心节点，如图2(b)所示，各卫星依靠局部信息与星间交互实现自主协同，具有响应快、对地面站持续干预依赖低、可扩展性强等优势，适合高时敏目标接力观测、星地通信受限等场景。其主要挑战在于如何在有限通信带宽下实现高效任务分配与状态认知一致。在任务分配方面，改进合同网协议<sup>[64]</sup>和扩展招投标机制<sup>[65]</sup>可使卫星基于局部观测收益与资源代价独立竞标，以极低的算力开销实现星群间的自组织调度。在信息同步方面，局部观测差异可能导致各星对目标位置和运动趋势的判断不一致，进而引发重复观测、任务冲突或跟踪中断。为此，部分研究引入了黑板模型<sup>[66]</sup>等状态共享机制，通过实时交互目标态势并结合触发通信策略，提升星群自主协同能力。

总体来看，分布式算法具有轻量化、低复杂度和可扩展性强等特点，适合星上算力与能源受限条件下的自主运行，是星上自主协同的重要技术方向。但由于缺乏全局视野，其全局收益最优性难以保证，对状态共享质量和星间通信稳定性也较为敏感，因此更适合强调快速响应与局部自治的任务场景。

#### 4.2.3 面向资源均衡的混合分层方法

鉴于集中式全局寻优存在高维求解耗时问题，分布式局部协商又受限于全局视野不足，混合分层架构旨在全局统筹与局部响应之间取得折中。如图2(c)所示，该架构通常采用分层递阶设计，通过物理拓扑与决策权力的划分形成“全局粗规划与局部精调”的分工机制。现有研究多采用全局预分配与局部动态重构相结合的思路：在全局中心层，地面中心或主星基于长效预测信息运行集中式任务分配算法，完成目标维护、冲突消解和粗粒度资源预分配<sup>[67]</sup>；在局部边缘层，低轨子星或边缘节点在预分配边界内运行轻量级合同网或招投标机制，以应对目标机动、局部资源变化或通信受限引起的不确定性变化<sup>[68]</sup>。

混合架构通过层级解耦，使全局层与局部层可以选择与其决策范围和资源条件相匹配的算法类型，兼顾集中式架构的全局统筹能力和分布式架构的局部响应能力。全局层基于长时段概率分布完成粗粒度资源配置，局部层基于实时状态进行增量调整，从而在全局鲁棒性与局部时效性之间取得平衡。该架构适用于星间链路不均衡、算力差异较大，且同时需要长周期统筹与短时间响应的复杂观测场景，是多星协同规划向实用化和规模化发展的重要方向。

### 4.3 面向动态时变环境的闭环重规划机制

在完成多星协同观测任务分配与调度求解后，实际执行过程仍会受到目标机动、预测误差累积、平台状态变化和扰动等因素影响，导致卫星视场与目标真实位置发生偏离，进而削弱原计划的有效性。为此，需要引入闭环重规划机制，根据实时观测反馈和系统状态变化调整观测指令。当前，面向移动目标的动态重规划研究主要形成两类范式：一类是扰动发生后进行局部修补的状态触发式重规划，另一类是基于滚动时域优化(Receding Horizon Optimization, RHO)或模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)的主动滚动优化机制。二者分别对应“扰动后局部修补”和“预测—执行—更新”的设计思路，其流程差异如图3所示。

#### 4.3.1 状态触发式重规划

状态触发式重规划适用于星上算力受限场景，其基本思想是以预设状态偏差或事件条件为触发开关，仅在扰动发生后启动局部重规划。该范式的核心在于重规划触发时机的选择，即在响应灵敏度与系统稳定性之间取得平衡。现有方法主要包括周期

触发和事件触发两类：前者按固定时间步长刷新状态并调整计划，易于实现但可能造成冗余计算或响应滞后；后者仅在目标状态偏离阈值、新任务插入、平台状态异常或环境变化等事件发生时启动重规划，能够兼顾响应效率与计算开销。该范式的完整执行流程如图3(a)所示，相关研究通过事件触发的增量式修补<sup>[44]</sup>、可见性触发策略和动态优先级机制<sup>[46]</sup>提升响应速度与系统稳定性。

#### 4.3.2 滚动时域优化与模型预测控制架构

与状态触发式重规划相比，滚动时域优化及模型预测控制更强调对未来状态演化的持续预测和主动更新。该类方法通过滚动推进预测时域和执行时域，在每个优化周期吸收最新观测反馈并更新目标不确定性，从而实现由被动修补向主动滚动优化的转变。该范式流程如图3(b)所示，其执行过程可概括为“预测—执行—更新”的闭环滚动：系统在预测时域内基于最新目标概率分布评估多步收益，仅下发当前执行时域内的观测指令，并在获得观测反馈后更新目标不确定性，在下一滚动窗口重新完成预测与优化。与传统周期性重规划不同，滚动时域优化的重点是持续利用新观测修正目标状态认知，而非简单全局重排。基于MPC的滚动规划方法<sup>[17]</sup>，将预测层输出的目标概率分布转化为后端的动态状态约束，通过周期性闭环优化提升动态环境下的调度效果。

#### 4.3.3 两类范式的对比分析

状态触发式重规划与滚动时域优化分别代表被动响应和主动滚动优化两类思路，二者是面向不同任务时效和算力条件形成的互补技术路径。从流程设计看，状态触发式以扰动响应为核心，强调低计

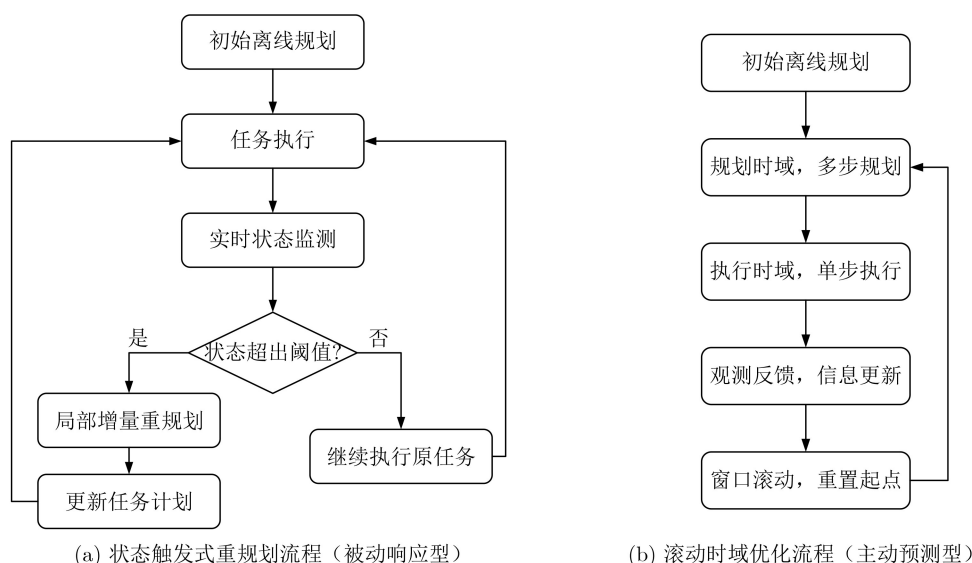


图3 状态触发式重规划与滚动时域优化流程对比

算开销和快速局部修补；滚动时域优化则持续更新目标概率分布并优化未来窗口内的动作序列，更强调长时序鲁棒性。从工程实现看，前者部署门槛较低，适合星上资源受限和强实时性场景；后者对计算资源和预测模型稳定性要求更高，目前更多用于地面仿真或高算力节点辅助决策。实际应用中，可根据目标机动特性、决策窗口长度和星上算力条件选择相应方法，也可结合二者以平衡响应速度与全局鲁棒性。

#### 4.4 小结

面向移动目标的多星协同任务规划，需要将前端不确定性表征转化为可执行的卫星观测指令，并形成观测任务建模、协同架构、求解算法和闭环重规划四层递进的技术体系。在观测任务建模上，相关研究正从预测与规划近似解耦的确定性简化建模，向不确定性内生的概率化耦合建模演进；在协同架构上，集中式、分布式与混合式三类架构并非替代关系，而是面向不同目标场景和资源条件，在全局最优性、通信开销、响应时效与系统鲁棒性之间进行权衡，并形成差异化算法选择逻辑；在动态响应机制上，状态触发式重规划和滚动时域优化分别对应被动局部修补与主动滚动优化，可根据任务时效、目标机动特性和星上算力条件选择或组合使用。总体来看，现有研究已形成较为清晰的技术谱系，但目标场景、任务建模、协同架构、求解算法与重规划机制之间仍缺少统一的匹配分析框架，跨层级耦合机制不足仍制约相关方法的规模化应用。

### 5 技术挑战与未来方向

基于前文梳理可以看出，面向移动目标的成像卫星协同任务规划已初步形成“预测、建模、规划、反馈”的技术链条，但闭环能力仍不充分。当前关键瓶颈不只在单一算法性能，而在于预测不确定性信息、分布式状态认知、重规划触发机制和新兴智能方法之间尚未形成可靠耦合。未来研究需从局部算法改进转向面向任务闭环的系统级优化。

#### 5.1 挑战一：预测不确定性信息在规划决策中的利用不足

当前较突出的瓶颈是预测结果中的不确定性信息尚未被规划模型充分利用。尽管预测方法可生成联合概率密度函数、预测协方差或网格化存在概率等信息，但部分协同规划模型仍将移动目标观测任务简化为确定性时间窗、离散轨迹点或几何区域覆盖问题，导致任务分配过程缺乏风险敏感性。例如，高概率区域与低概率区域可能被同等对待，难以体现优先覆盖高置信区域、规避低收益观测动作的决

策逻辑。更关键的是，现有系统对观测反馈的利用仍不充分，尤其是未观测到目标所蕴含的信息尚未有效反馈至预测层，导致预测结果难以及时修正。

未来应推动规划模型对不确定性信息的直接利用，发展基于机会约束规划、信念状态规划或 POMDP 的联合优化框架，使预测协方差、目标存在概率和信息熵等不确定性量直接参与目标函数、约束条件和重规划触发条件设计。同时，可引入贝叶斯更新或序贯滤波机制，将成功观测和未发现目标等观测结果实时反馈至预测层，形成观测引导预测、预测驱动规划的双向闭环，持续降低系统整体不确定性。

#### 5.2 挑战二：分布式协同中的状态认知一致性问题

从 4.2.2 节的分析可知，分布式协同具有响应快、对地面中心依赖低和可扩展性强等优势，是星上自主规划的重要方向。由于各卫星通常只能获取局部观测数据，星群对同一目标的位置、速度和运动趋势可能形成不同判断。例如，不同视角下的观测误差可能导致多星对目标运动方向的预测不一致；在缺乏统一校正机制时，这种认知差异容易引发重复观测、任务冲突或资源占用不均。特别是在低轨星座高速运动和星间链路受限条件下，如何在有限通信代价内维持多星状态认知一致，是制约分布式协同效能的关键问题。

黑板模型、共识协议等方法能够在一定程度上缓解信息不一致问题，但面向概率分布的轻量化融合与压缩机制仍不完善。未来可探索以概率分布差异、置信区域重叠程度或信息增益变化为依据的轻量化信念融合方法，并结合事件触发式同步机制减少不必要通信。

#### 5.3 挑战三：动态重规划触发机制的稳定性权衡

滚动时域优化与状态触发式重规划提升了系统对目标机动和环境变化的响应能力，但在实际应用中仍面临时效性与稳定性的权衡。如果触发阈值设置过低，微小的预测误差波动可能导致卫星频繁调整姿态，增加能源、存储和机动代价；若阈值设置过高，系统又可能对真实的目标机动响应滞后。目前，重规划策略多依赖人工经验设定的固定周期或简单规则，缺乏对重规划收益与代价的量化评估。

未来可构建基于信息增益和代价评估的重规划决策机制，将重规划视为一种主动感知行为，在预期信息增益或任务收益提升超过计算、机动和资源消耗成本时触发。同时，可引入滑动窗口平滑、多步预测一致性检验或触发阈值自适应调节机制，以抑制由预测噪声引起的虚假触发，提升系统运行稳定性。

#### 5.4 挑战四: 大语言模型赋能规划的可信应用

如4.2.1节所述, LLM已开始用于任务需求解析、约束建模、启发式规则生成和算法设计辅助, 为卫星任务规划提供了新的智能化工具。但现有研究主要面向一般对地观测卫星调度、敏捷卫星任务分配或确定性任务场景, 对移动目标协同任务规划中的预测不确定性、概率化观测收益、动态重规划和观测反馈闭环尚未形成系统赋能。与此同时, LLM生成结果的可行性、可重复性、可解释性和可验证性仍需保障, 难以直接进入高可靠任务规划流程。

未来研究可重点探索LLM与领域模型、优化算法和仿真验证环境的结合。在任务需求解析与问题建模方面, 可利用LLM将自然语言任务需求转化为时间窗、载荷模式、姿态机动、资源约束和观测收益等结构化模型<sup>[69]</sup>, 并通过形式化检查保证模型完整性; 在求解辅助与算法设计方面, 可利用LLM生成启发式规则、邻域算子或算法代码, 再由传统优化器和仿真环境进行可行性修复与性能评估<sup>[70]</sup>; 在移动目标场景中, 还需探索将目标存在概率、预测协方差和信息增益等不确定性量纳入LLM辅助建模与策略生成过程<sup>[71]</sup>。从可信部署角度看, LLM生成结果宜先在地面或高算力节点经过可行性检查、仿真评估和规则筛选, 再以轻量化规则、算子或策略形式用于星上任务规划流程。

## 6 结束语

面向移动目标的成像卫星协同任务规划是支撑天基对地观测系统由静态覆盖向动态闭环观测演进的关键技术, 在应急响应、海洋监测与动态目标持续观测等场景中具有重要意义。本文从不确定性驱动视角出发, 系统梳理了移动目标运动状态预测与时空不确定性表征、面向规划求解的观测任务建模、多星协同架构与求解算法、闭环重规划机制等关键内容, 分析了不同技术路线的特点与适用边界。总体来看, 该领域正由开环静态规划向闭环动态调度发展, 但在预测不确定性信息利用、分布式状态认知一致性、重规划触发稳定性以及大语言模型可信应用等方面仍有待突破。相关分析可为移动目标卫星协同观测任务规划的后续研究提供参考。

### 参 考 文 献

- [1] HALOHO L S and SUPRIYADI A A. Utilization of satellite technology in communication systems, disaster monitoring, border surveillance, and military intelligence: A literature review[J]. *Remote Sensing Technology in Defense and Environment*, 2024, 1(1): 36–44. doi: [10.61511/rstde.v1i1.2024.842](https://doi.org/10.61511/rstde.v1i1.2024.842).
- [2] 孙伟伟, 杨刚, 陈超, 等. 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析[J]. *遥感学报*, 2020, 24(5): 479–510. doi: [10.11834/jrs.20209464](https://doi.org/10.11834/jrs.20209464).  
SUN Weiwei, YANG Gang, CHEN Chao, et al. Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2020, 24(5): 479–510. doi: [10.11834/jrs.20209464](https://doi.org/10.11834/jrs.20209464).
- [3] US Congress. FY25 budget request for national security space programs[EB/OL]. <https://www.congress.gov/event/118th-congress/house-event/LC75077/text>, 2024. (查阅网上资料, 不确定文献作者信息, 请确认).
- [4] US Congress. H. R. 4107: To improve the missile defense capabilities of the United States, and for other purposes[EB/OL]. <https://www.congress.gov/bill/119th-congress/house-bill/4107/text>, 2025. (查阅网上资料, 不确定文献作者信息, 请确认).
- [5] WANG Xinwei, WU Guohua, XING Lining, et al. Agile earth observation satellite scheduling over 20 years: Formulations, methods, and future directions[J]. *IEEE Systems Journal*, 2021, 15(3): 3881–3892. doi: [10.1109/JSYST.2020.2997050](https://doi.org/10.1109/JSYST.2020.2997050).
- [6] LI Xiutian, CHEN Yingwu, XING Lining, et al. A review of the frameworks, models, and algorithms for large-scale imaging satellite mission planning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 292: 128471. doi: [10.1016/j.eswa.2025.128471](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128471).
- [7] SHI Yuanming, ZHU Jingyang, JIANG Chunxiao, et al. Satellite edge artificial intelligence with large models: Architectures and technologies[J]. *Science China Information Sciences*, 2025, 68(7): 170302. doi: [10.1007/S11432-024-4425-Y](https://doi.org/10.1007/S11432-024-4425-Y).
- [8] CADEMARTORI G, ONETO L, VALDENAZZI F, et al. A review on ship motions and quiescent periods prediction models[J]. *Ocean Engineering*, 2023, 280: 114822. doi: [10.1016/j.oceaneng.2023.114822](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.114822).
- [9] LU Wenlong, LIU Bingyan, MU Zhongcheng, et al. Multi-satellite scheduling for stereo tracking of moving targets via parallel island differential evolutionary algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(6): 19194–19214. doi: [10.1109/TAES.2025.3617044](https://doi.org/10.1109/TAES.2025.3617044).
- [10] SONG Chao, ZHANG Xinyu, SHE Yang, et al. Trajectory planning for UAV swarm tracking moving target based on an improved model predictive control fusion algorithm[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(12): 19354–19369. doi: [10.1109/JIOT.2025.3541298](https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3541298).
- [11] WEN Xin, LIU Mingmin, and HU Qinglei. Satellite mission planning for moving targets observation via data driven approach[C]. Proceedings of 2019 Chinese Control Conference (CCC), Guangzhou, China, 2019: 2130–2135.

- doi: [10.23919/ChiCC.2019.8865487](https://doi.org/10.23919/ChiCC.2019.8865487).
- [12] 温新, 顾玥. 基于数据驱动的移动目标卫星任务规划[J]. 飞控与探测, 2021, 4(3): 15–22. doi: [10.20249/j.cnki.2096-5974.2021.03.003](https://doi.org/10.20249/j.cnki.2096-5974.2021.03.003).  
WEN Xin and GU Yue. Satellite mission planning for moving targets observation via data driven approach[J]. *Flight Control & Detection*, 2021, 4(3): 15–22. doi: [10.20249/j.cnki.2096-5974.2021.03.003](https://doi.org/10.20249/j.cnki.2096-5974.2021.03.003).
- [13] CHENG Zhuo, DENBY B, MCCLEARY K, *et al*. EagleEye: Nanosatellite constellation design for high-coverage, high-resolution sensing[C]. Proceedings of the 29th ACM International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems (ASPLOS '24), La Jolla, USA, 2024: 117–132. doi: [10.1145/3617232.3624851](https://doi.org/10.1145/3617232.3624851).
- [14] 熊韞文, 李毅, 魏才盛. 面向地面移动目标观测的多星成像在线调度方法[J]. 飞控与探测, 2025, 8(5): 34–43. doi: [10.20249/j.cnki.2096-5974.2025.05.004](https://doi.org/10.20249/j.cnki.2096-5974.2025.05.004).  
XIONG Yunwen, LI Yi, and WEI Caisheng. Online imaging scheduling method of multiple satellites for ground moving target observation[J]. *Flight Control & Detection*, 2025, 8(5): 34–43. doi: [10.20249/j.cnki.2096-5974.2025.05.004](https://doi.org/10.20249/j.cnki.2096-5974.2025.05.004).
- [15] HAN Xiaofeng, YANG Ming, WANG Songyan, *et al*. Continuous monitoring scheduling for moving targets by earth observation satellites[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 140: 108422. doi: [10.1016/j.ast.2023.108422](https://doi.org/10.1016/j.ast.2023.108422).
- [16] CHU Xiaochen, HAN Xiaofeng, and LI Shuang. Tracking moving targets by earth observation satellites: A multi-objective scheduling approach[C]. Proceedings of 2024 International Conference on New Trends in Computational Intelligence (NTCI), Qingdao, China, 2024: 37–41. doi: [10.1109/NTCI64025.2024.10776156](https://doi.org/10.1109/NTCI64025.2024.10776156).
- [17] SHI Zhong, ZHAO Fanyu, WANG Xin, *et al*. Model predictive control-based mission planning method for moving target tracking by multiple observing satellites[C]. Proceedings of the IEEE 6th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC), Chongqing, China, 2022: 1158–1162. doi: [10.1109/ITOEC53115.2022.9734412](https://doi.org/10.1109/ITOEC53115.2022.9734412).
- [18] MA Liqi, JIANG Yi, and GUO Zichun. Evaluation of reconnaissance performance of optical satellites for ground-moving-target[C]. Proceedings of the 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR), Beijing, China, 2019: 861–864. doi: [10.1109/ICCAR.2019.8813312](https://doi.org/10.1109/ICCAR.2019.8813312).
- [19] LI Weiming, DU Zhiqiang, WANG Li, *et al*. Evaluation of the monitoring capabilities of remote sensing satellites for maritime moving targets[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2024, 13(9): 325. doi: [10.3390/IJGI13090325](https://doi.org/10.3390/IJGI13090325).
- [20] 慈元卓, 贺仁杰, 徐一帆, 等. 卫星搜索移动目标问题中的目标运动预测方法研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(7): 1007–1012. doi: [10.13195/j.cd.2009.07.49.ciyzh.008](https://doi.org/10.13195/j.cd.2009.07.49.ciyzh.008).  
CI Yuanzhuo, HE Renjie, XU Yifan, *et al*. Method of target motion prediction for moving target search by satellite[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(7): 1007–1012. doi: [10.13195/j.cd.2009.07.49.ciyzh.008](https://doi.org/10.13195/j.cd.2009.07.49.ciyzh.008).
- [21] 冉承新, 王慧林, 熊纲要, 等. 基于改进遗传算法的移动目标成像侦察任务规划问题研究[J]. 宇航学报, 2010, 31(2): 457–465. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2010.02.024](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2010.02.024).  
RAN Chengxin, WANG Huilin, XIONG Gangyao, *et al*. Research on mission-planning of ocean moving targets imaging reconnaissance based on improved genetic algorithm[J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(2): 457–465. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2010.02.024](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2010.02.024).
- [22] 王慧林, 邱涤珊, 马满好, 等. 基于先验信息的海洋移动目标卫星成像侦察任务规划[J]. 火力与指挥控制, 2011, 36(3): 105–110. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2011.03.028](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2011.03.028).  
WANG Huilin, QIU Dishan, MA Manhao, *et al*. Research on mission-planning of satellite imaging reconnaissance for ocean moving targets based on the prior information[J]. *Fire Control & Command Control*, 2011, 36(3): 105–110. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2011.03.028](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2011.03.028).
- [23] MEI Guanlin, RAN Xiaomin, FANG Deliang, *et al*. Improved satellite scheduling algorithm for moving target[C]. Proceedings of the 4th International Conference on Information Science and Cloud Computing (ISCC2015), Guangzhou, China, 2015: 18–19. doi: [10.22323/1.264.0058](https://doi.org/10.22323/1.264.0058).
- [24] YU Tianyue, ZHANG Yasheng, and YANG Jie. Study on the fast search planning problem of lost targets for maritime emergency response based on an improved adaptive immunogenetic algorithm[J]. *Sensors*, 2024, 24(12): 3904. doi: [10.3390/S24123904](https://doi.org/10.3390/S24123904).
- [25] REN Xupu, CHENG Yao, and LI Yuqing. A method for continuous observation of sea surface moving targets based on multi point trajectory prediction[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2762(1): 012059. doi: [10.1088/1742-6596/2762/1/012059](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2762/1/012059).
- [26] WANG Yao, LUO Junren, GU Xueqiang, *et al*. Research on the reconfiguration method of space-based exploration satellite constellations for moving target tracking at sea[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(18): 10103. doi: [10.3390/AP131810103](https://doi.org/10.3390/AP131810103).
- [27] 张海龙, 夏维, 胡笑旋, 等. 面向多障碍物海面卫星搜索移动目标方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(10): 2256–2262. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.15](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.15).  
ZHANG Hailong, XIA Wei, HU Xiaoxuan, *et al*. Method for moving targets search by satellites on multi-obstacle sea[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(10):

- 2256–2262. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.15](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.15).
- [28] CAO Xibin, LI Ning, QIU Shi, *et al.* Research on the method of searching and tracking of the time-sensitive target through the mega-constellation[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 137: 108299. doi: [10.1016/j.ast.2023.108299](https://doi.org/10.1016/j.ast.2023.108299).
- [29] LU Wenlong, GAO Weihua, LIU Bingyan, *et al.* Reinforcement learning driven time-sensitive moving target tracking of intelligent agile satellite[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(6): 9085–9101. doi: [10.1109/TAES.2024.3436061](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3436061).
- [30] YANG Jie, YU Tianyue, and ZHANG Yasheng. Search planning problem for lost targets at sea based on historical trajectory information[C]. Proceedings of the 5th International Symposium on Computer Technology and Information Science (ISCTIS), Xi'an, China, 2025: 703–711. doi: [10.1109/ISCTIS65944.2025.11065938](https://doi.org/10.1109/ISCTIS65944.2025.11065938).
- [31] ZHENG Xiao, PENG Xiaodong, GUO Zhiyuan, *et al.* A position probability prediction method of marine moving targets for optimization search by satellite[C]. Proceedings of 2024 IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), Beijing, China, 2024: 55–62. doi: [10.1109/ICCSSE63803.2024.10823961](https://doi.org/10.1109/ICCSSE63803.2024.10823961).
- [32] XIE Zhiye, TU Enmei, FU Xianping, *et al.* AIS data-driven maritime monitoring based on transformer: A comprehensive review[C]. Proceedings of 2025 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Rome, Italy, 2025: 1–8. doi: [10.1109/IJCNN64981.2025.11228006](https://doi.org/10.1109/IJCNN64981.2025.11228006).
- [33] 崔亚奇, 徐平亮, 龚诚, 等. 基于全球AIS的多源航迹关联数据集[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(2): 746–756. doi: [10.11999/JEIT221202](https://doi.org/10.11999/JEIT221202).
- CUI Yaqi, XU Pingliang, GONG Cheng, *et al.* Multisource track association dataset based on the global AIS[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(2): 746–756. doi: [10.11999/JEIT221202](https://doi.org/10.11999/JEIT221202).
- [34] LIU Da, ZONG Qun, ZHANG Xiyyun, *et al.* Enhancing space-based situational awareness: Real-time observation of dynamic targets with meta-cooperative-scheduling net[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(6): 8198–8211. doi: [10.1109/TAES.2024.3425389](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3425389).
- [35] CHI Yu, LI Zhaoyu, XU Rui, *et al.* Improving genetic task planning method for observing moving targets with dual-satellite[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2025, 59(20): 1912–1917. doi: [10.1016/J.IFACOL.2025.11.437](https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2025.11.437).
- [36] LIU Yilong, ZHANG Cong, ZHANG Sihang, *et al.* Multi-satellite mission planning method for dynamic targets based on reinforcement learning[C]. Proceedings of 2023 China Automation Congress (CAC), Chongqing, China, 2023: 3865–3870. doi: [10.1109/CAC59555.2023.10450405](https://doi.org/10.1109/CAC59555.2023.10450405).
- [37] LIU Yan, WEN Zhijiang, ZHANG Shengyu, *et al.* Learning-based constellation scheduling for time-sensitive space multi-target collaborative observation[J]. *Advances in Space Research*, 2024, 73(9): 4751–4766. doi: [10.1016/J.ASR.2024.02.013](https://doi.org/10.1016/J.ASR.2024.02.013).
- [38] MORGAN S J, MCGRATH C N, and DE WECK O L. Optimization of multispacecraft maneuvers for mobile target tracking from low earth orbit[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2023, 60(2): 581–590. doi: [10.2514/1.A35457](https://doi.org/10.2514/1.A35457).
- [39] LIU Dacheng, CHANG Sheng, DENG Yunkai, *et al.* A novel spaceborne SAR constellation scheduling algorithm for sea surface moving target search tasks[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 3715–3726. doi: [10.1109/JSTARS.2024.3355974](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3355974).
- [40] QIN Jiahao, BAI Xue, DU Guoming, *et al.* Multisatellite scheduling for moving targets using the enhanced hybrid genetic simulated annealing algorithm and observation strip selection[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(5): 5773–5800. doi: [10.1109/TAES.2024.3397958](https://doi.org/10.1109/TAES.2024.3397958).
- [41] QI Maochen, GUO Wenting, LIU Zhengyang, *et al.* Agile satellite mission planning for moving targets observation based on modified genetic algorithm[C]. Proceedings of the 44th Chinese Control Conference (CCC), Chongqing, China, 2025: 2001–2006. doi: [10.23919/CCC64809.2025.11178330](https://doi.org/10.23919/CCC64809.2025.11178330).
- [42] 杨迪, 李振瑜, 郭帅, 等. 天基低轨海上移动目标成像搜索任务调度[J]. 航空学报, 2023, 44(15): 528752. doi: [10.7527/S1000-6893.2023.28752](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2023.28752).
- YANG Di, LI Zhenyu, GUO Shuai, *et al.* Space-based LEO-observation search planning for maritime moving targets[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(15): 528752. doi: [10.7527/S1000-6893.2023.28752](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2023.28752).
- [43] NAGANO Y and SCHAUB H. Autonomous task scheduling for earth-observing satellites tracking moving targets with low maneuverability[C]. AIAA SCITECH 2026 Forum, Orlando, USA, 2026: 1387. doi: [10.2514/6.2026-1387](https://doi.org/10.2514/6.2026-1387).
- [44] HU Jiabin, ZHAO Demin, and ZHU Yanwei. A Dynamic Mission Planning Method of Multi-Satellite Cooperative Observation for Highly Time-Sensitive Targets[M]. Amsterdam: IOS Press, 2025: 336–342. doi: [10.3233/ATDE250060](https://doi.org/10.3233/ATDE250060). (查阅网上资料,未找到本条文献出版地信息,请确认).
- [45] CUI Jintian and ZHANG Xin. Application of a multi-satellite dynamic mission scheduling model based on mission priority in emergency response[J]. *Sensors*, 2019, 19(6): 1430. doi: [10.3390/s19061430](https://doi.org/10.3390/s19061430).
- [46] LI Meicheng, FENG Xiaoen, XU Minqiang, *et al.* Multilevel guided collaborative task scheduling algorithm of satellite mission aiming at moving target observation[C].

- Proceedings of SPIE 13395, International Conference on Optics, Electronics, and Communication Engineering (OECE 2024), Wuhan, China, 2024: 1339545. doi: [10.1117/12.3049831](https://doi.org/10.1117/12.3049831).
- [47] WU Qianyu, PAN Jun, and WANG Mi. Dynamic task planning method for multi-source remote sensing satellite cooperative observation in complex scenarios[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(4): 657. doi: [10.3390/RS16040657](https://doi.org/10.3390/RS16040657).
- [48] CAO Yanjun, LIN Xiaoyong, CHEN Zhanhua, *et al.* Research on methods for analysis and planning of complex multi-satellite missions[C]. Proceedings of the 3rd International Symposium on Aerospace Engineering and Systems (ISAES), Nanjing, China, 2024: 306–311. doi: [10.1109/ISAES61964.2024.10751656](https://doi.org/10.1109/ISAES61964.2024.10751656).
- [49] 简平, 邹鹏, 熊伟. 低轨预警系统动态任务规划启发式算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(10): 2438–2444. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00072](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00072).
- JIAN Ping, ZOU Peng, and XIONG Wei. Heuristic algorithm for dynamic task planning of early warning system of low earth orbit[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(10): 2438–2444. doi: [10.3724/SP.J.1146.2013.00072](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2013.00072).
- [50] YAO Jiali, XU Bo, LI Xin, *et al.* A clustering scheduling strategy for space debris tracking[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2025, 157: 109805. doi: [10.1016/j.ast.2024.109805](https://doi.org/10.1016/j.ast.2024.109805).
- [51] LU Wenglong, GAO Weihua, LIU Bingyan, *et al.* Parallel dual adaptive genetic algorithm: A method for satellite constellation task assignment in time-sensitive target tracking[J]. *Advances in Space Research*, 2024, 74(10): 5192–5213. doi: [10.1016/J.ASR.2024.07.044](https://doi.org/10.1016/J.ASR.2024.07.044).
- [52] XIANG Shang, WANG ling, XING Lining, *et al.* Knowledge-based memetic algorithm for joint task planning of multi-platform earth observation system[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 160: 107559. doi: [10.1016/J.CIE.2021.107559](https://doi.org/10.1016/J.CIE.2021.107559).
- [53] CHAO Tao, HAN Xiaofeng, LI Xiang, *et al.* Multi-objective optimization of continuous monitoring scheduling for moving targets by earth observation satellites[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 144: 110056. doi: [10.1016/J.ENGAPPAL.2025.110056](https://doi.org/10.1016/J.ENGAPPAL.2025.110056).
- [54] LI Xiang, HAN Xiaofeng, MA Ping, *et al.* Mission planning of continuous tracking moving targets by earth observation satellite in unknown scenarios[C]. Proceedings of the IEEE 19th International Conference on Control & Automation (ICCA), Tallinn, Estonia, 2025: 244–249. doi: [10.1109/ICCA65672.2025.11129799](https://doi.org/10.1109/ICCA65672.2025.11129799).
- [55] CONG Yiqin, MEI Xiaohan, SUN Shengxin, *et al.* Autonomous collaborative observation method for time-sensitive moving target tracking by satellite swarms[J]. *Advances in Space Research*, 2025, 75(7): 5615–5629. doi: [10.1016/j.asr.2025.01.012](https://doi.org/10.1016/j.asr.2025.01.012).
- [56] SHI Zhong, JIN Zhonghe, and WANG Huiquan. Satellite attitude tracking decision method based on deep deterministic policy gradient for moving target observation[C]. Proceedings of the 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, China, 2021: 868–872. doi: [10.1109/IAEAC50856.2021.9390829](https://doi.org/10.1109/IAEAC50856.2021.9390829).
- [57] LIANG Zhihua, DENG Wudong, and DONG Yunfeng. A logical dimensional reinforcement learning approach for component-level collaborative planning in cluster satellites[J]. *Acta Astronautica*, 2026, 241: 575–593. doi: [10.1016/j.actaastro.2026.01.021](https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2026.01.021).
- [58] WANG Feiran, CHEN Jiawei, DU Yonghao, *et al.* LLM-assisted adaptive large neighborhood search for agile earth observation satellite scheduling[J]. *Engineering Management*, 2026, 13(1): 213–239. doi: [10.1007/s42524-026-5124-4](https://doi.org/10.1007/s42524-026-5124-4).
- [59] CHEN Jiawei, CHEN Yingguo, PHAM D T, *et al.* A large language model-based multi-agent framework to autonomously design algorithms for earth observation satellite scheduling problem[J]. *Engineering*, 2025. doi: [10.1016/j.eng.2025.10.027](https://doi.org/10.1016/j.eng.2025.10.027).
- [60] SHI Hongxi, DU Yonghao, ZHANG Ziyang, *et al.* LLM based bi-level online order dispatching and scheduling for large-scale earth observation satellites[C]. Proceedings of 2025 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Hangzhou, China, 2025: 1–4. doi: [10.1109/CEC65147.2025.11043078](https://doi.org/10.1109/CEC65147.2025.11043078).
- [61] CHEN Jiawei, PEDRYCZ W, WANG Feiran, *et al.* A tri-stage LLM-coordinated framework for order-driven scheduling of earth observation satellite tasks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2026, 64: 3002015. doi: [10.1109/TGRS.2026.3700605](https://doi.org/10.1109/TGRS.2026.3700605).
- [62] LIU Fei, YAO Yiming, GUO Ping, *et al.* A systematic survey on large language models for algorithm design[J]. *ACM Computing Surveys*, 2026, 58(8): 218. doi: [10.1145/3787585](https://doi.org/10.1145/3787585).
- [63] WU Xingyu, WU Shenghao, WU Jibin, *et al.* Evolutionary computation in the era of large language model: Survey and roadmap[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2025, 29(2): 534–554. doi: [10.1109/TEVC.2024.3506731](https://doi.org/10.1109/TEVC.2024.3506731).
- [64] JIANG Yang, GAO Yuan, YU Longjiang, *et al.* Self-organizing method on mission-level task allocation of large-scale remote sensing satellite swarm[J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2022, 2022(1): 9307837. doi: [10.1155/2022/9307837](https://doi.org/10.1155/2022/9307837).
- [65] 李宗凌, 龙腾, 赵保军, 等. 面向预警场景的大规模星座协同调

- 度标准建模与求解方法[J]. 航空学报, 2024, 45(22): 330181. doi: 10.7527/S1000-6893.2024.30181.
- LI Zongling, LONG Teng, ZHAO Baojun, *et al.* Standard modeling and solving methods for large-scale constellation collaborative scheduling for early warning scenarios[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(22): 330181. doi: 10.7527/S1000-6893.2024.30181.
- [66] CHEN Hao, PENG Shuang, DU Chun, *et al.* Distributed satellite task scheduling models and methods[M]. CHEN Hao, PENG Shuang, DU Chun, *et al.* Earth Observation Satellites: Task Planning and Scheduling. Singapore: Springer Nature Singapore, 2023: 111–132. doi: 10.1007/978-981-99-3565-9\_5.
- [67] 杜永浩, 张本奎, 吴健, 等. 大规模遥感卫星智能任务调度方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(12): 5033–5047. doi: 10.11999/JEIT251038.
- DU Yonghao, ZHANG Benkui, WU Jian, *et al.* Survey on intelligent methods for large-scale remote sensing satellite scheduling[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(12): 5033–5047. doi: 10.11999/JEIT251038.
- [68] ZHANG Chao, CHEN Jinyong, LI Yanbin, *et al.* Satellite group autonomous operation mechanism and planning algorithm for marine target surveillance[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2019, 32(4): 991–998. doi: 10.1016/j.cja.2019.02.005.
- [69] 夏维, 魏宏图, 程颖, 等. 面向卫星任务规划的专家链构建与优化方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(12): 4986–4994. doi: 10.11999/JEIT251018.
- XIA Wei, WEI Hongtu, CHENG Ying, *et al.* An expert chain construction and optimization method for satellite mission planning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(12): 4986–4994. doi: 10.11999/JEIT251018.
- [70] 陈盈果, 王斐然, 胡云鹏, 等. 融合大语言模型与强化学习的敏捷卫星任务分配算法设计[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(12): 4959–4972. doi: 10.11999/JEIT250991.
- CHEN Yingguo, WANG Feiran, HU Yunpeng, *et al.* Automating algorithm design for agile satellite task assignment with large language models and reinforcement learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(12): 4959–4972. doi: 10.11999/JEIT250991.
- [71] CHEN Nanyu, YANG Anran, WU Hui, *et al.* SEMINT: An LLM-empowered long-term vessel trajectory prediction framework[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2025, 39(9): 1938–1972. doi: 10.1080/13658816.2025.2487990.
- 徐 卓: 男, 博士生, 研究方向为卫星任务规划、智能优化与调度。  
樊盛华: 男, 博士后, 研究方向为卫星任务规划、遥感图像处理。  
岳海涛: 男, 助理研究员, 研究方向为信号与信息处理。  
瞿 涛: 男, 副教授, 研究方向为卫星任务规划、遥感图像目标检测。  
汪鼎文: 男, 教授, 研究方向为卫星任务规划、时空信息智能处理。  
孙世磊: 男, 研究员, 研究方向为卫星任务规划、遥感图像智能解译。
- 责任编辑: 马秀强

## A Survey of Cooperative Mission Planning for Imaging Satellites Observing Moving Targets

XU Zhuo<sup>①</sup> FAN Shenghua<sup>①</sup> YUE Haitao<sup>②</sup> QU Tao<sup>①</sup>  
WANG Dingwen<sup>①</sup> SUN Shilei<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

<sup>②</sup>(Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

### Abstract:

**Significance** Cooperative mission planning of imaging satellites for moving targets is a key technique for supporting the transition of space-based Earth observation systems from static regional coverage to a dynamic closed-loop mode involving wide-area search, dynamic tracking, and feedback-driven search refinement. It is important for emergency response, maritime monitoring, wide-area situational awareness, and persistent observation of key moving targets. The central difficulty lies in the conflict between the uncertainty of future target states and the dependence of conventional mission planning models on deterministic inputs. Moving targets do not correspond to fixed locations or fixed visibility windows. Their future states usually evolve as probability distributions, confidence regions, or grid-based existence probabilities. Effective planning therefore requires not only predicting target motion, but also transforming uncertainty information into planning

objectives, constraints, and replanning triggers. A systematic review from an uncertainty-driven perspective on moving-target observation is therefore still needed.

**Progress** This review summarizes cooperative mission planning of imaging satellites for moving targets from an uncertainty-driven perspective. Typical moving targets are classified into maritime targets, highly time-sensitive aerospace targets, and ground moving targets according to their operating domains, dynamic characteristics, and observation requirements. Although these targets differ in maneuverability, prior constraints, and observation windows, they share a common planning problem: uncertain target motion must be coupled with deterministic satellite observation actions under strict platform and resource constraints. Target motion prediction and spatiotemporal uncertainty representation methods are reviewed. Physics-based methods describe target state evolution through kinematic and dynamic constraints, covariance propagation, reachable regions, or Markov transition models. Data-driven methods learn motion patterns from historical trajectories, Automatic Identification System data, remote sensing observations, meteorological factors, and geographic constraints. From the planning perspective, the value of these methods depends on whether their outputs, such as covariance, existence probability, confidence region, or information gain, can be directly used by planning models. Observation task modeling, cooperative architectures, optimization algorithms, and closed-loop replanning mechanisms are further analyzed. Deterministic simplification models reduce uncertainty into trajectory points, visibility windows, or fixed geographic regions, while probabilistic task modeling incorporates target existence probability, belief state, or information gain into objective functions, constraints, and state transitions. Centralized, distributed, and hybrid architectures are compared in terms of global coordination, onboard autonomy, communication cost, and response timeliness. Exact methods, heuristic rules, metaheuristics, deep reinforcement learning, and large language model (LLM)-enabled solution assistance and algorithm design are discussed. State-triggered replanning, receding horizon optimization, and model predictive control are reviewed as representative mechanisms for closed-loop dynamic scheduling.

**Conclusions** The reviewed studies show that the field is moving from open-loop static scheduling toward closed-loop dynamic planning. However, several bottlenecks remain. First, uncertainty information generated by the prediction layer is not sufficiently used in planning decisions. Rich probabilistic information is often compressed into deterministic time windows, discrete trajectory points, or geometric regions, which weakens risk-sensitive task allocation. Second, distributed cooperation still lacks reliable belief-state consistency. Local observations may lead different satellites to hold inconsistent beliefs about the same target state, causing redundant observations, task conflicts, or unbalanced resource use. Third, dynamic replanning lacks unified benefit-cost criteria for triggering replanning. Frequent replanning may consume excessive attitude maneuvering time, energy, and storage resources, while delayed replanning may miss real target maneuvers. Fourth, LLMs have begun to support task requirement parsing, constraint modeling, heuristic generation, and algorithm design for satellite scheduling, but their use for moving target cooperative planning remains insufficient.

**Prospects** Future research should focus on building a stronger closed-loop planning framework. Prediction uncertainty should be directly used in planning models through chance-constrained planning, belief-state planning, or partially observable Markov decision processes, so that covariance, existence probability, and information entropy can be incorporated into objectives, constraints, and replanning triggers. Bayesian updating or sequential filtering can feed both successful detections and missed detections back to the prediction layer. Lightweight state synchronization and belief fusion are needed for distributed cooperation, supported by compact state-sharing indicators and event-triggered communication. Replanning decisions should be guided by information gain and cost evaluation. Finally, LLMs should be developed as verifiable auxiliary tools rather than direct replacements for optimization solvers. They can support requirement structuring, constraint modeling, heuristic generation, and algorithm component design, while feasibility repair and performance evaluation should be completed by formal checkers, traditional optimizers, and simulation environments. These directions are expected to support robust and uncertainty-aware mission planning for satellite-based moving-target observation.

**Key words:** Satellite mission planning; Multi-satellite collaboration; Moving targets; Trajectory prediction; Onboard intelligence