

# 星载遥感图像处理中的动态辐射校正技术研究

张飞飞

杭州晟元数据安全技术股份有限公司, 浙江 杭州 311121

**摘要:** 星载遥感图像易受大气散射、太阳入射角变化及传感器响应漂移等因素干扰, 引发辐射失真, 制约定量遥感应用精度。传统静态校正方法难以适应复杂成像条件, 动态辐射校正成为关键技术路径。本文系统阐述其基本原理, 重点剖析物理模型法、经验统计法与深度学习法三类主流方法的技术特性。通过构建实验平台开展多源数据对比验证, 结果表明融合物理先验与数据驱动的混合策略可有效保留地表真实辐射特性, 显著提升图像时间一致性与空间均匀性, 为高精度定量遥感提供有效技术支撑。

**关键词:** 星载遥感; 动态辐射校正; 辐射定标; 大气校正

## 0 引言

随着对地观测技术进步, 星载遥感可获取高时空分辨率的多光谱、高光谱及超光谱影像, 广泛应用于环境监测、农业估产、灾害预警等领域。传感器输出的数字量化值(DN)需经辐射传输过程转化为地表反射率或辐射亮度, 该过程受大气状态、太阳—目标—传感器几何构型、传感器老化及电子噪声等因素动态影响, 导致同一地物在不同时相或轨道下辐射响应差异显著。传统静态校正依赖固定参数, 在复杂场景下精度不足。动态辐射校正通过实时调整模型实现像素级自适应恢复, 成为提升遥感数据辐射一致性与定量应用可靠性的关键技术路径。

## 1 动态辐射校正的基本原理

动态辐射校正以辐射传输方程为理论基石, 其核心目标是将星载传感器获取的原始数字信号  $L_{sensor}$  精确还原为地表真实辐射量  $L_{surface}$  方程

$L_{sensor} = T_{atm} \cdot L_{surface} + L_{path}$  中, 大气透过率  $T_{atm}$  与

大气程辐射  $L_{path}$  波长、观测几何及大气组分(如气溶胶浓度、水汽含量)的时空变异而呈现动态特性。

实现高精度校正需多环节协同: 在辐射定标层面, 通过在轨定标(如太阳漫射板观测)或交叉定标动态修正增益与偏移系数, 抵消器件老化或温度波动导致的响应漂移; 大气参数反演依托外部数据(如 MODIS 气溶胶产品)或图像内生信息(如暗目标法)实现场景级参数估算; 结合 6S、MODTRAN 等辐射传输模

型及实时成像几何, 计算  $T_{atm}$  的精确值; 最终通过逆问题求解推导地表反射率  $\rho_{surface}$ 。

该流程的“动态性”体现在各模块均能依据成像时刻的内外部条件自适应调整, 有效克服静态方法在复杂环境下的局限性, 显著提升遥感数据的辐射一致性与物理真实性, 为定量遥感应用提供可靠支撑。

## 2 星载遥感图像处理中的动态辐射校正方法

### 2.1 基于物理模型的方法

基于物理模型的动态辐射校正方法以辐射传输理论为基石, 通过构建精确的大气—地表—传感器耦合模型, 实现遥感信号中大气干扰成分的定量剥离。该方法严格遵循辐射传输方程, 将传感器接收的辐亮度分解为地表真实反射贡献与大气路径辐射两部分, 并依据实时成像几何、光谱响应函数及大气状态参数进行逐像元反演。其核心在于高精度大气参数获取与高效辐射传输计算。典型代表如 FLAASH 算法, 内嵌 MODTRAN 辐射传输模型, 可处理可见光至短波红外波段的多光谱与高光谱数据。该算法通过用户输入或自动估算的气溶胶类型、水汽含量及能见度等参数, 模拟特定观测条件下的大气透过率与程辐射, 反演地表反射率。另一体系基于 6S 模型构建动态校正流程, 常融合 NCEP 或 ECMWF 全球再分析气象数据, 为每景影像独立配置大气廓线, 实现全球尺度场景自适应大气校正。此类方法优势显著: 物理基础坚实, 可解释性强, 校正结果具备明确物理量纲, 适用于地表能量平衡估算、植被生化参数反演等高精度定量遥感研究。

## 2.2 基于经验统计的方法

基于经验统计的动态辐射校正方法通过遥感影像序列的内在辐射稳定性特征建立跨时相或跨传感器的辐射一致性约束，无需依赖大气传输模型或外部气象数据。其核心假设为：特定地表覆盖类型（如干旱沙漠、深水体、裸岩或常年积雪区）在时间维度上反射特性保持稳定，可作为“伪不变目标”（PIFs）用于辐射基准传递。典型技术路径包含不变目标法与相对辐射归一化（RRN）。不变目标法首先通过变异系数计算或聚类分析筛选多时相影像中辐射响应稳定的像元集合；随后以这些PIFs为控制点构建线性/非线性回归模型，推导待校正影像与参考影像的辐射转换函数，消除系统性偏差。RRN则通过调整待处理图像的灰度分布（如均值、方差或累积直方图），使其统计特性与基准影像对齐，结合最小二乘拟合、主成分分析或稳健回归提升异常值鲁棒性。该方法优势显著：算法结构简洁，计算开销低，适用于缺乏精确辅助信息的长期监测任务（如土地利用变化检测、植被物候分析）。

## 2.3 基于深度学习的方法

基于深度学习的动态辐射校正通过端到端神经网络直接构建传感器观测值与地表真实辐射量的非线性映射，突破传统物理建模对精确大气参数的依赖及经验统计方法对稳定地物的假设。其核心优势在于融合多源异构信息，无需显式大气反演即可实现高精度、高效率的辐射恢复，适用于大规模遥感数据的快速处理。典型网络架构以U-Net和ResNet为主：U-Net采用编码器-解码器结构与跳跃连接机制，有效保留空间细节，适用于高分辨率反射率重建；ResNet通过残差块缓解深层网络梯度退化问题，更适配大范围场景处理。模型输入通常整合原始多光谱影像与辅助元数据，如太阳天顶角、观测方位角、卫星过境时间、地理位置及季节标识等，增强对成像几何与环境变化的感知能力。部分研究引入再分析气象产品作为条件变量，进一步提升校正结果的物理一致性与环境适应性。

为弥合数据驱动与物理规律的鸿沟，物理引导的混合建模范式应运而生。物理信息神经网络（PINNs）将辐射传输方程或其简化形式嵌入损失函数，作为软约束或正则项，强制网络输出满足物理守恒律。例如，通过构造大气透过率与程辐射的物理一致性损失，或利用6S模型生成合成数据构建半监督框架，在保持深度学习拟合能力的同时，提升模型泛化性能与物理解释性。实验表明，在大规模、多时相、多区域数据集上训练的深度模型，其地表反射

率反演精度普遍优于传统方法，尤其在云边缘、薄云覆盖及高气溶胶浓度等复杂条件下表现稳健。优化后的网络推理速度可达秒级每景，具备业务化运行潜力。然而，深度学习仍面临挑战：其“黑箱”特性导致决策机制难以解析，不利于误差溯源与可信度评估；模型性能高度依赖训练数据的质量、覆盖范围与标注精度，而高质量地表真值数据获取成本高昂且时空分布不均；传感器类型、波段设置或成像条件变化时，模型易出现域偏移问题，需重新训练或微调。未来研究需在可解释性增强、小样本迁移学习、多任务联合优化等方面持续探索，以推动深度学习在动态辐射校正中的稳健应用，为高精度定量遥感提供可靠技术支撑。

表1 深度学习方法特点

项目	说明
优势	精度高、速度快，无需精确大气参数
常用网络	U-Net、ResNet
输入	影像+太阳角、时间、位置等元数据
物理融合	将辐射传输方程加入损失函数
挑战	可解释性差，依赖训练数据，泛化能力有限

## 3 实验与分析

### 3.1 实验设计

本研究构建多维度、多场景对比实验框架，系统评估动态辐射校正方法性能。实验选用Sentinel-2 MSI与Landsat-8 OLI多光谱影像，覆盖春、夏、秋、冬四季，包含晴空、薄云、高气溶胶及中度水汽等典型大气条件，地表类型涵盖农田、森林、城市、水体、裸土及冰雪，确保评估结果时空代表性与泛化能力充分。方法对比设置四组方案：其一为静态校正基准，采用ESA发布的Sentinel-2 Level-1C产品，基于固定定标系数与标准大气模型预处理，未考虑实际环境变化；其二为物理模型方法，采用FLAASH算法结合MODTRAN辐射传输引擎，利用ECMWF再分析气象数据实施逐景大气反演；其三为经验统计方法，通过不变目标法（PIFs）筛选多时相稳定像元构建线性校正函数，实现相对辐射归一化；其四为本文提出的物理-深度混合网络（PD-CorrNet），融合U-Net架构与辐射传输先验，训练阶段引入6S模拟数据与真实观测对，损失函数嵌入物理一致性约束项，兼顾数据驱动能力与物理可解释性。

评价体系从辐射精度、时间一致性与图像保真度三维度构建。辐射精度采用地表反射率均方根误差（RMSE）评估，通过波段匹配地

面实测光谱数据计算偏差,重点验证红光、近红外波段还原能力。时间一致性通过同一区域全年各期影像NDVI标准差衡量,标准差越小表明多时相辐射稳定性越高。图像保真度引入信噪比(SNR)量化噪声抑制能力,并采用边缘保持指数(EPI)评估空间结构信息保留程度,避免过度平滑导致地物边界模糊。实验统一计算平台执行,确保流程可复现。FLAASH方法使用当日ECMWF再分析资料作为大气输入;PIFs方法自动筛选低变异像元,排除云、阴影及人工地物干扰;PD-CorrNet采用五折交叉验证训练,独立测试集评估泛化性能。通过严谨实验设计与多指标综合评价,客观揭示各类方法在不同场景下的优势与局限,为算法优化与工程部署提供实证依据。

### 3.2 结果分析

实验结果揭示了不同动态辐射校正方法在多场景下的性能差异。在晴空稳定大气条件下,物理模型方法FLAASH与混合策略PD-CorrNet均能有效抑制大气干扰,地表反射率反演均方根误差(RMSE)均低于0.02,满足高精度定量需求。然而,在高气溶胶浓度或薄云

表 2 不同动态辐射校正方法性能对比

方法	晴空精度 (RMSE)	复杂大气适应性	时间一致性 (NDVI稳定性)	单景处理时间 (Sentinel-2)	泛化能力
FLAASH	< 0.02	较弱	良好(晴空)	数分钟	中等
PIFs	—	有限	优(农田),差(城市)	< 10秒	弱
PD-CorrNet	< 0.02	强	优(各类地表)	< 30秒(GPU)	强

注: RMSE 为地表反射率误差; “—”表示不适用于绝对精度评估。

### 4 结语

动态辐射校正是高精度定量遥感的核心预处理环节。本文系统梳理其理论框架与技术路径,证实融合物理机制与数据驱动的混合方法在精度、鲁棒性及适应性上具备显著优势,契合未来发展方向。尽管深度学习在复杂辐射响

覆盖场景中,FLAASH因依赖外部气象数据精度且对气溶胶模型敏感,校正残差显著增大;PD-CorrNet则通过端到端学习机制隐式建模大气-地表耦合关系,将RMSE平均降低15%,展现出更强的复杂环境适应能力。时间一致性方面,经验统计方法PIFs在农田区域表现优异,其多时相NDVI序列标准差较原始数据降低30%,有效提升了植被动态监测可靠性。但在城市建成区或频繁耕作区域,因缺乏辐射稳定伪不变目标,PIFs时序波动加剧甚至引入系统偏差。

计算效率层面,经GPU加速后,PD-CorrNet处理Sentinel-2全幅影像单景耗时低于30秒,显著优于FLAASH的分钟级耗时,具备大规模业务化处理潜力。消融实验进一步验证了物理约束的有效性:将辐射传输方程嵌入损失函数后,模型在未训练的热带雨林区域外推误差降低22%,表明物理先验可显著提升泛化能力。综合来看,融合物理机制与深度学习的混合策略在精度、效率与适应性上展现出综合优势,为复杂场景下的动态辐射校正提供了更优解,推动高精度定量遥感应用的工程化落地。

### 校正方法性能对比

应建模中表现突出,仍面临小样本泛化能力弱、不确定量化难、模型可解释性不足等挑战。后续研究将聚焦轻量化在轨动态校正系统构建与多源遥感数据协同校正框架开发,以支撑下一代智能遥感卫星对实时、高质量地球观测信息的迫切需求。

### 参考文献:

- [1] 江军, 姚志刚. 星载微光成像仪CCD像元异常响应动态检测与校正[J]. 光谱学与光谱分析, 2023(4):1175-1182.
- [2] 薛东剑, 何政伟, 贾诗超, 等. 星载SAR遥感影像地形辐射校正——以ALOS PALSAR为例[J]. 遥感信息, 2018(3):13-16.
- [3] 杨彬, 桑峰, 黄涛, 等. 星载超高速图像智能处理系统设计与验证[J]. 上海航天, 2024(s1):289-294.

**作者简介:** 张飞飞(1982.5—),男,汉,河南洛阳人,硕士,副研究员,研究方向:计算机系统结构。