

基于机器学习的低轨卫星光度模型研究*

李娟^{1,2†} 张晓明^{1,2‡} 曲耀斌³ 王建峰^{1,2} 王磊^{1,2} 姜晓军^{1,2}

(1 中国科学院光学天文重点实验室(国家天文台) 北京 100101)

(2 中国科学院大学 北京 100049)

(3 上海卫星工程研究所 上海 201100)

摘要 卫星的光度特性在其物理特征分析方面具有重要价值. 构建精准的光度模型能够有效支持观测规划与策略制定, 同时为卫星姿态及外形结构变化的分析与解释提供有力支撑. 低轨卫星过境期间受姿态及观测条件快速复杂变化的影响, 现有的光度模型难以准确估计其亮度. 针对该问题, 在姿态和轨道稳定且观测数据覆盖观测条件充足的低轨卫星上, 提出了一种基于等效截面积的修正球模型光度计算方法. 该方法通过产生与卫星相同亮度的球体截面积来等效表征卫星的观测截面积, 以卫星、太阳、测站及轨道平面之间的相对位置关系作为参量, 引入机器学习算法对等效截面积进行有效拟合和估计, 进而实现低轨卫星过境期间光度的有效预测. 为验证该方法的有效性, 基于兴隆观测基地 50 cm 望远镜观测的 7 颗低轨卫星 V 波段的实测光度数据进行了验证, 并与传统球模型进行了对比分析. 结果表明, 在观测数据充足的情况下, 该方法能够实现更高精度且更稳定的光度预测, 展现出良好的可靠性和广泛的适用性.

关键词 天体测量, 技术: 光度测量, 方法: 数据分析, 行星和卫星: 普通

中图分类号: P129; **文献标识码**: A

1 引言

低轨卫星目前已广泛应用于导航通信、气象观测、资源调查、对地测绘以及科学探索等多个领域. 随着卫星物理特性研究的不断深入, 低轨卫星的探测、识别、跟踪和测量成为该领域的重要研究方向. 光度作为卫星的典型观测物理特征, 在揭示卫星的材质、姿态和表面特性等方面具有重要意义.

自 1996 年美国成功发射 MSX (Midcourse Space Experiment) 卫星以来, 美国通过探测卫星反射的太阳光辐射, 实现了对卫星的探测和识别^[1].

加拿大也于 2003 年发射了 MOST (Microvariability and Oscillations of Stars) 空间探测小卫星, 采用光学探测技术作为主要的观测手段^[2]. 随着人类航天活动的日益频繁, 各国对卫星的光学探测技术愈加重视, 卫星的光学特性成为了众多学者研究的重点.

目前, 关于卫星的光学特性分析与研究正在不断深化. Payne 等^[3]通过仿真模拟研究了地球同步轨道卫星的光学特性. 刘浩等^[4]利用面元法基于 Phong 模型对不同类型的地球同步轨道目标进行了视星等仿真研究. 汪夏等^[5]通过改进 Phong 模型

2025-03-10 收到原稿, 2025-04-30 收到修改稿

* 科工局民用航天技术预先研究项目(D010105)资助

† lijuan@bao.ac.cn

‡ xiaomingzhang@bao.ac.cn

和无味卡尔曼滤波方法,提出了一种基于天基光学观测的地球同步轨道目标姿态估计方法,并验证了其在卫星姿态估计中的有效性.唐轶峻等^[6-7]通过天文测光方法,结合相位角序列的测光数据,分析了地球同步轨道卫星的反射光变特性;同时,利用实测数据验证了卫星光变特性理论模型,并深入探讨了复杂形状卫星的光变特征.然而,这些研究多聚焦于特定类型的卫星.李晓燕等^[8]基于辐射理论推导了空间漫反射目标地面照度的计算公式,并采用矢量法进行积分计算.吴振森等^[9]利用光散射理论与双向反射分布函数计算了空间目标表面的散射,并建立了空间目标的热平衡方程,分析了散射特性和表面材料与形状的关系.刘燕等^[10]通过建模和仿真,研究了4种不同形状的卫星在地基观测条件下的视星等变化.结果表明,不同形状卫星的光变曲线受空间位置、形状和姿态的影响程度各异.王建峰等^[11]通过实验室仿真测量铝球,基于测量结果提出了简化的铝制球体卫星光度计算模型,并验证了实测方法与模型构造的正确性.此外,曾德贤等^[12]提出了光学特性仿真方法,并通过建立分析系统,计算了卫星的星等变化曲线,为天基光学探测与识别提供了重要参考.

然而,低轨卫星由于运行速度快,观测几何关系变化剧烈,导致光照可视关系波动较大,从而使得光度呈现复杂的动态变化特性^[13-14].此外,卫星光度还受到其他多种因素的影响,如卫星的尺寸、结构、表面材料分布、反射特性和姿态变化等,这些因素之间的复杂非线性关系极大地增加了光度建模的难度.同时,数据获取的稀疏性和噪声问题进一步加剧了构建光度模型的挑战.

构建准确的卫星光度模型不仅能为观测计划和策略的制定提供更加准确和有效的支撑,还能为卫星光度变化的分析与解释提供基础,进而支持对卫星姿态、外形结构等特性和状态的深入研究.因此,针对姿态和轨道稳定且观测数据充足的低轨卫星,本文提出了一种基于等效截面积的修正球模型光度计算方法(等效截面积是指在相同观测条件下能产生与实测卫星亮度相同的球体截面积).该方法采用机器学习算法,以相位角、卫星相对于太阳的方位角、地心-测站与轨道平面的夹

角、地心-太阳与轨道平面的夹角为输入参量,对等效截面积进行拟合,并将其代入光度球模型中计算星等,从而为低轨卫星的光学可视性动态评估提供依据.

2 卫星光度计算模型

卫星的亮度主要来源于其表面对太阳光的反射和散射,如图1所示.它主要受到太阳辐射流量密度、卫星本身的特性(如形状、大小、表面覆盖材料)、轨道参数(如斜距、运动速度和方向)及观测条件(如大气透过率、测站位置、天光背景亮度)等因素的影响.不同卫星的视星等差异较大,甚至同一颗卫星在不同观测条件下的视星等也会有较大变化.卫星的可视性取决于其亮度是否满足观测设备的探测能力要求以及可用观测弧段和观测时长是否满足要求等.因此,卫星的外形、斜距、相位角与观测波长范围是影响其可见性的重要因素.

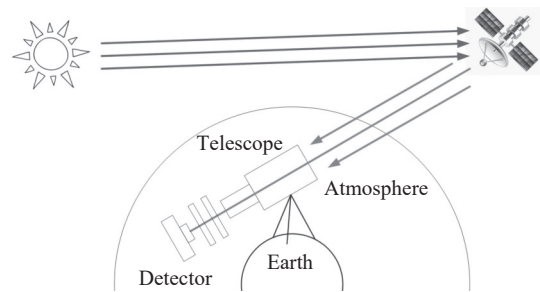


图 1 卫星光学观测示意图

Fig. 1 Schematic diagram of satellite optical observation

2.1 球模型

在评估卫星的亮度与实际尺寸之间的关系时,通常采用球体作为参考模型,这是由于球体表面均匀且不受方向影响.尽管使用这种标准球模型得到的尺寸误差较大,但其在实际应用中仍具有重要参考价值.通过球模型,我们可以大致估算卫星尺寸,从而为进一步的精确计算提供基础.

卫星的亮度 I 取决于其截面积 s 、反射率 γ 、斜距 r 和相位角 φ (太阳-卫星-观测设备之间的夹角).具体而言, I 与 s 和 γ 成正比:截面积越大或反

射率越高, 反射光越多, 亮度也就越高. 同时, I 与 r 的平方成反比, 因此 $I \propto \frac{s\gamma}{r^2}$. 此外, 亮度还受到 φ 的影响. 为量化相位角对亮度的影响, 引入了相位函数 $F(\varphi)$ 来描述卫星在不同相位角下的亮度变化. 因此, I 可以表示为:

$$I = I_0 \frac{s\gamma F(\varphi)}{r^2}. \quad (1)$$

这里取太阳为参考星, I_0 表示太阳的亮度. 根据视星等的定义, 卫星的视星等 m 与 I 的关系为^[15-16]:

$$m = m_0 - 2.5 \lg \left(\frac{I}{I_0} \right). \quad (2)$$

式中 m_0 就表示太阳的视星等值. 将 I 的表达式代入后, 可得到:

$$m = m_0 - 2.5 \lg \left[\frac{s\gamma F(\varphi)}{r^2} \right]. \quad (3)$$

对于各向同性的均匀球体, 光源照亮的部分和观测设备可观测的部分都是半球, 它们的重合部分即为实际可见的照亮区域. 因此, 相位函数可以通过照亮百分比来表示^[11]:

$$F(\varphi) = \frac{180 - \varphi}{180}. \quad (4)$$

根据朗伯体的漫反射模型, 理想的漫反射体表面反射的光强度与入射光和物体表面法向量之间夹角的余弦值成正比^[17-18]. 对于符合朗伯体漫反射球模型的卫星, 其视星等计算公式为:

$$m = m_0 - 2.5 \lg \left(\frac{s\gamma}{r^2} \frac{180 - \varphi}{180} \right). \quad (5)$$

然而, 随着3轴稳定平台在卫星中的广泛应用, 盒状及其他复杂外形卫星的数量逐渐增多. 在实际观测中, 此类卫星的亮度随相位角的变化与标准球模型存在显著差异. 这主要是由于卫星复杂的外形结构以及低轨卫星过境期间光照及测站观测方向快速变化, 导致亮度变化更加复杂. 这种变化不仅受到反射率的影响, 还与卫星的姿态、光照可视关系和表面粗糙度等因素密切相关. 因此, 使用传统的球模型在估算盒状及其他复杂外形卫星的视星等时容易产生较大的误差.

2.2 修正球模型

卫星具有复杂的三维形状结构和表面特性, 其亮度在不同观测条件下会因姿态和观测方向的变化而发生改变. 尤其在相同相位角下, 卫星的姿态、观测角度等因素会导致亮度差异, 这对姿态未知的卫星或非合作目标的光度预测带来了很大的挑战. 然而, 斜距、相位角等参数通常是已知或相对固定的, 仅有观测方向的光学散射截面和反射率未知.

为了解决这一问题, 本文提出修正球模型的方法对卫星的亮度进行估算. 该方法通过固定反射率, 使卫星的亮度变化简化为其等效截面积的变化, 从而避免对卫星复杂形状进行精确建模的需求. 特别是在卫星姿态和轨道稳定的情况下, 基于观测条件对等效截面积进行拟合来预测其亮度变化. 这里的等效截面积是指在相同的观测条件下, 能够产生与实测卫星相同亮度的球体的截面积(此处的卫星亮度包括遮挡、姿态、镜面反射等情况下的实际观测亮度). 该方法主要通过多圈次的光度观测数据, 借助机器学习算法拟合卫星等效截面积的变化规律, 进而建立光度预测模型.

等效截面积不仅与卫星的几何特性有关, 还受到光照可视关系的影响, 与观测条件密切相关. 具体而言, 等效截面积与以下角度参数相关: 卫星相对于太阳的方位角 ω 、 φ 、地心-测站与轨道平面的夹角 β 以及地心-太阳与轨道平面的夹角 λ . 本研究希望通过函数 $S = f(\omega, \varphi, \beta, \lambda)$ 综合表示这些角度关系, 其中 S 表示等效截面积. 为了构建这一函数关系, 需要精确计算每颗卫星在各观测时刻的相关角度参数, 从而确保修正球模型能够有效捕捉光度随观测条件变化的规律.



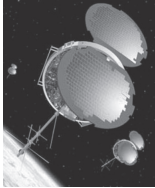
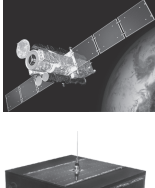
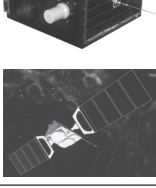


2.2.1 数据处理与光度参数获取

本研究的实测数据来源于国家天文台兴隆观测基地的50 cm光学望远镜, 观测波段为V波段. 我们对观测数据进行了数据筛选, 剔除了存在明显光变的姿态不稳定目标, 最终选取了7颗姿态和轨道相对稳定的低轨卫星作为研究对象. 表1列出了这些卫星的基本信息, 包括卫星编号、名称、轨道参数以及相应的示意图.

在数据获取和处理过程中, 我们通过图像采集和数据处理, 并利用V波段标准星进行流量定标后, 获得了卫星在大气层外的标准光度. 同时, 结合卫星轨道根数进行轨道计算, 获取观测时刻卫

星的相位角、方位角、高度角、斜距等参数. 最终, 我们输出的信息包括卫星编号、观测时刻、流量、星等、方位角、高度角、斜距和相位角等, 为后续的光度建模和分析提供了可靠的数据基础.

表 1 7颗低轨卫星的基本信息
Table 1 Basic information of seven low Earth orbit satellites

Object	Name	Orbit	Image
01361 ^[1]	Lincoln Calibration Sphere (LCS)-1	2704 km × 2869 km, 32.1°	
05398 ^[1]	LCS-4	795 km × 913 km, 87.6°	
28521 ¹	Cosmos-2414	908 km × 965 km, 82.95°	
29048 ²	Formosat-3B	700 km × 700 km, 72°	
29479 ³	Hinode-(Solar-B)	279 km × 672 km, 98.33°	
29709 ²	Lapan-Tubsat	635 km × 635 km, 98°	
31576 ²	Globalstar-M071	1410 km × 1410 km, 52°	

¹<https://sat.huijiwiki.com/wiki/>

²<https://space.skyrocket.de/>

³<https://www.esa.int>

此外,我们对观测数据进行了数据清洗,采用基于高斯平滑的迭代方法剔除异常值.具体过程如下:首先,设置高斯滤波器的标准差为3,用以控制平滑强度,并定义了动态阈值机制.该机制将平滑后星等值绝对幅度的5%与原始星等序列的标准差进行比较,取较大者作为异常值判定阈值,若观测星等相对于平滑趋势的偏差超过该阈值,则判定该观测点为异常值.在清洗过程中,我们从每个观测圈次的时间序列中提取星等和对应的相位角数据,并对这些数据进行迭代处理(迭代次数设置为3).每次迭代中,通过一维高斯滤波对数据进行平滑,并根据设定的阈值条件来识别并剔除异常数据.图2展示了对卫星01361两个观测圈次数据清洗后的结果.图中,圆形散点代表正常的观测数据,上三角形散点为被剔除的异常数据,而曲线为通过高斯平滑处理后的光度变化趋势.从图中可以清晰地看出异常数据与正常数据之间的差异,数据清洗步骤有效地去除了数据中的异常点和噪声,保留了卫星光度变化的真实趋势,这有助于模型更准确地捕捉数据的内在规律,进而对卫星光度变化趋势进行更精确的评估和预测.

2.2.2 修正球模型输入参数计算

基于获取的光度参数,进一步计算 ω 、 β 和 λ 这3个角度参数.图3直观地展示了修正球模型在地心惯性坐标系下涉及的几何参数及其对应关系.其中包括卫星轨道平面的单位法向量 \mathbf{n}_s 、地心-测站与轨道平面法向量的夹角 η_c 以及地心-太阳与轨道平面法向量的夹角 η_\odot .具体的计算过程如下:

(1) 卫星相对于太阳的方位角

根据观测时刻,计算得到地平坐标系下卫星方位角 μ_s ,并结合测站位置计算出太阳方位角 μ_\odot .则卫星相对于太阳的方位角可通过以下公式计算得到:

$$\omega = \begin{cases} 2\pi - (\mu_\odot - \mu_s), & \text{if } \mu_\odot > \mu_s \\ \mu_s - \mu_\odot, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

(2) 卫星轨道平面法向量

在计算 β 和 λ 时,需要先确定轨道平面的法向量.基于轨道计算,可获得在地平坐标系下观测时刻的 μ_s 、高度角 h_s 和 r .然后将卫星的观测数据从

地平坐标系转换到笛卡尔坐标系:

$$\begin{cases} x_{u,s} = r \cos(h_s) \cos(\mu_s) \\ y_{u,s} = -r \cos(h_s) \sin(\mu_s) \\ z_{u,s} = r \sin(h_s) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{t}_{u,s} = (x_{u,s}, y_{u,s}, z_{u,s})$ 表示卫星在该笛卡尔坐标系中的位置向量.

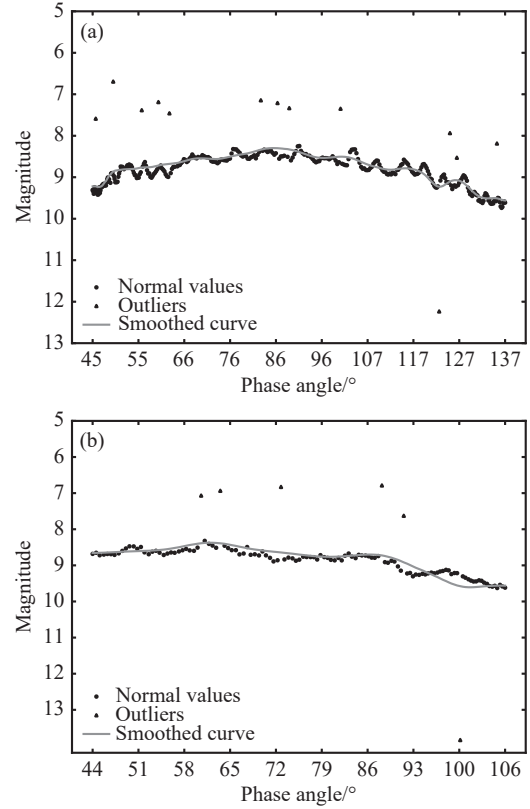


图2 卫星01361两个观测圈次的数据清洗结果. (a) 2014年12月7日, (b) 2015年12月4日.

Fig. 2 Data cleaning results for satellite 01361 over two orbital observation arcs. (a) December 7, 2014; (b) December 4, 2015.

由于测站的位置是已知的,因此可得到在地固坐标系下测站的位置 $\mathbf{p}_{e,c} = (x_c, y_c, z_c)$.进而通过以下公式将卫星的笛卡尔位置坐标转换到地心惯性坐标系,得到该坐标系下的卫星位置坐标 $\mathbf{t}_{i,s}$:

$$\mathbf{t}_{i,s} = \mathbf{R}_{e,i}^T \cdot (\mathbf{R}_{u,e} \cdot \mathbf{t}_{u,s}^T + \mathbf{p}_{e,c}^T) \quad (8)$$

其中,

$$\mathbf{R}_{u,e} = \begin{bmatrix} -\cos(l_g) \sin(l_a) & \sin(l_g) & \cos(l_g) \cos(l_a) \\ -\sin(l_g) \sin(l_a) & -\cos(l_g) & \sin(l_g) \cos(l_a) \\ \cos(l_a) & 0 & \sin(l_a) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\mathbf{R}_{e,i} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

这里 l_g 为测站经度, l_a 为测站纬度, θ 为观测时刻的格林威治恒星时. 在本文中, 我们忽略了岁差和章动带来的微小误差, 仅考虑了地球自转所引起的坐标变化.

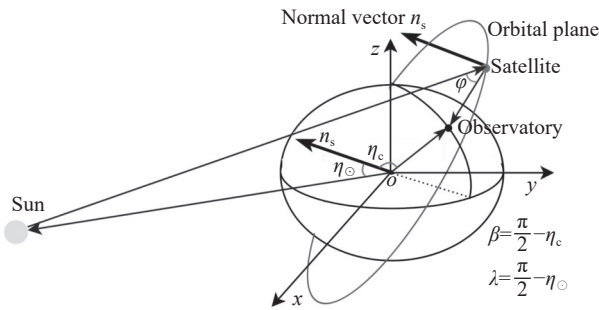


图 3 修正球模型中几何参数及其角度关系示意图

Fig. 3 Schematic diagram of geometric parameters and angular relationships in the modified sphere model

在地心惯性坐标系中, 从每颗卫星每次观测数据中随机选取3个不同观测时刻, 并使用公式(8)计算得到这3个时刻卫星在地心惯性坐标系的坐标, 分别记为 $\mathbf{t}_{i,s1}$ 、 $\mathbf{t}_{i,s2}$ 和 $\mathbf{t}_{i,s3}$. 这3个时间点按照时间先后顺序进行排列, 使 $\mathbf{t}_{i,s1}$ 的时刻最早, $\mathbf{t}_{i,s3}$ 的时刻最晚. 然后, 计算相邻时刻卫星位置之间的向量差(即差分速度): $\mathbf{v}_{2,1} = \mathbf{t}_{i,s2} - \mathbf{t}_{i,s1}$ 和 $\mathbf{v}_{3,2} = \mathbf{t}_{i,s3} - \mathbf{t}_{i,s2}$, 并通过以下公式得到卫星轨道平面的单位法向量:

$$\mathbf{n}_s = \frac{\mathbf{v}_{2,1} \times \mathbf{v}_{3,2}}{|\mathbf{v}_{2,1} \times \mathbf{v}_{3,2}|}. \quad (11)$$

(3) 地心-测站与轨道平面的夹角

测站在地固坐标系下的位置坐标已经表示为 $\mathbf{p}_{e,c}$, 且是已知的. 需要通过公式 $\mathbf{p}_{i,c} = \mathbf{R}_{e,i}^T \cdot \mathbf{p}_{e,c}^T$ 将测站的位置也转换到地心惯性坐标系. 为了计算 β 的值, 需要计算 η_c . 其计算公式为:

$$\cos \eta_c = \frac{\mathbf{p}_{i,c} \cdot \mathbf{n}_s}{|\mathbf{p}_{i,c}| |\mathbf{n}_s|}. \quad (12)$$

由于地心-测站的位置随着观测时刻的不同而变化, 因此 β 也会随着观测时刻而变化. 当 $\cos \eta_c > 0$ 时, 表示当前时刻测站位于轨道平面的上方; 当 $\cos \eta_c < 0$ 时, 表示当前时刻测站位于轨道平面的下方. 这里, 轨道平面上方是指轨道法向量的正方向 \mathbf{n}_s , 该正方向遵循右手法则, 即指向与卫星轨道速度方向垂直的一侧. 基于测站相对于轨道平面的位置, 计算参数 β :

$$\beta = \begin{cases} \arcsin(\cos \eta_c), & \text{if } \cos \eta_c \geq 0 \\ -\arcsin(|\cos \eta_c|), & \text{else} \end{cases}. \quad (13)$$

(4) 地心-太阳与轨道平面的夹角

基于观测时刻, 可获得地心天球参考系下太阳的位置 $(\alpha_\odot, \delta_\odot, r_\odot)$, 其中 α_\odot 表示太阳的赤经, δ_\odot 表示太阳的赤纬, r_\odot 为地心到太阳的距离. 然后将其转换到笛卡尔坐标系:

$$\begin{cases} x_\odot = r_\odot \cos(\delta_\odot) \cos(\alpha_\odot) \\ y_\odot = r_\odot \cos(\delta_\odot) \sin(\alpha_\odot) \\ z_\odot = r_\odot \sin(\delta_\odot) \end{cases}. \quad (14)$$

由于地心天球参考系和地心惯性坐标系非常接近, 因此用太阳在地心天球参考系的坐标近似代替为其在惯性坐标系的坐标, 即 $\mathbf{p}_{i,\odot} = (x_\odot, y_\odot, z_\odot)$. 同理, 通过 η_\odot , 计算 λ 的公式为:

$$\cos \eta_\odot = \frac{\mathbf{p}_{i,\odot} \cdot \mathbf{n}_s}{|\mathbf{p}_{i,\odot}| |\mathbf{n}_s|}. \quad (15)$$

$$\lambda = \begin{cases} \arcsin(\cos \eta_\odot), & \text{if } \cos \eta_\odot \geq 0 \\ -\arcsin(|\cos \eta_\odot|), & \text{else} \end{cases}. \quad (16)$$

同样地, 当 $\cos \eta_\odot > 0$ 时, 表示当前时刻太阳位于轨道平面的上方; 当 $\cos \eta_\odot < 0$ 时, 表示当前时刻太阳位于轨道平面的下方.

3 基于机器学习的光度建模与实验评估

对于每颗姿态和轨道相对稳定的低轨卫星, 我们首先按照观测日期对观测圈次进行排序, 并按照9:1的比例将数据划分为训练集和测试集(测

试集中的观测圈次数量不少于3). 训练集用于训练机器学习模型进行参数拟合, 测试集用于评估模

型的预测性能. 表2展示了每颗卫星的训练集和测试集的观测圈次数量及其对应的时间跨度.

表 2 每颗卫星训练集与测试集的观测圈次数量及时间跨度
Table 2 The number of orbital observation arcs and time span of the training and testing sets for each satellite

Object	Training orbital arcs	Testing orbital arcs	Training time span	Testing time span
01361	135	14	2014-01-02—2018-11-11	2018-11-12—2019-03-14
05398	42	4	2015-01-20—2018-12-26	2018-12-27—2019-05-06
28521	71	7	2014-11-27—2018-01-16	2018-04-15—2018-11-26
29048	33	3	2015-06-17—2018-03-05	2018-09-07—2019-02-27
29479	19	3	2015-02-09—2016-02-15	2016-02-17—2016-02-25
29709	20	3	2013-12-22—2015-12-12	2015-12-14—2017-09-17
31576	61	6	2013-12-18—2014-04-01	2014-04-03—2014-04-13

3.1 光度模型的构建与拟合

在训练阶段, 针对每颗低轨卫星的观测数据, 我们固定 $\gamma = 0.2$, 利用星等计算公式(5)反演得到每个观测时刻的等效截面积. 在此基础上, 以参数 ω 、 φ 、 β 和 λ 为输入变量, 通过机器学习模型对 S 进行回归拟合. 最后, 将模型输出的 S 代入公式(5)就可以得到星等. 在本研究的修正球模型拟合中, 我们采用了随机森林(Random Forest)^[19-20]和支持向量回归(Support Vector Regression)^[20-21]两种机器学习算法. 这些算法能够有效学习训练数据中的复杂非线性关系, 从而揭示光照可视关系与等效截面积之间的映射关系, 为修正球模型提供了更加准确的等效截面积估计. 每颗卫星的数据均独立拟合模型.

在机器学习模型的超参数调优过程中, 我们对随机森林模型的超参数设置如下: 树的数量分别为50、100、150和200, 且每棵树的最大深度设置为5、10、15和20. 对于支持向量回归模型, 我们选择多项式核和径向基函数(Radial Basis Function, RBF)核, 并将误差容忍度设置为0.001、0.01和0.1, 正则化参数设置为1、10和100. 为了找到最优超参数组合, 我们使用网格搜索(GridSearchCV)方法, 对每个模型的超参数空间进行系统搜索和优化. 通过该过程, 我们为每颗卫星的机器学习模型确定了最佳的超参数组合, 如表3所示, 其中详

细列出了各颗卫星对应的支持向量回归模型和随机森林模型的最佳超参数设置.

3.2 等效截面积与光度预测结果分析

在测试集中, 对于每颗卫星, 我们加载训练好的模型权重, 根据各观测时刻的参数 ω 、 φ 、 β 和 λ 对等效截面积进行预测, 并将预测值代入公式(5)计算预测星等. 基于模型的预测结果, 进一步评估并比较了不同模型对每颗卫星的光度预测性能.

3.2.1 不同模型的光度预测性能对比

为评估模型的预测性能, 我们采用以下回归评价指标: 均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和平均相对误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE). 基于这些指标, 我们比较了每颗卫星在最优超参数配置下, 支持向量回归和随机森林模型的预测星等与实测星等之间的差异, 从而量化模型的预测精度. 同时, 为了进一步验证修正球模型的有效性, 我们还将其与传统球模型的预测结果进行对比分析. 表4展示了不同模型在测试集上的预测性能对比. 其中, 支持向量回归和随机森林模型是修正球模型在计算等效截面积时采用的两种不同方法, 其预测结果均代表修正球模型在低轨卫星光度估计中的表现. 此外, 表中同一卫星各

误差指标的最小值均以加粗形式标出, 以便于直观比较.

从表4中可以看出, 对于大多数姿态和轨道相对稳定的低轨卫星, 支持向量回归和随机森林模

型的预测表现均优于传统球模型, 这表明修正球模型通过光照可视关系可准确预测等效截面积, 从而显著提高低轨卫星光度估计的准确性. 具体分析如下:

表 3 不同卫星的机器学习模型最优超参数组合
Table 3 Optimal hyperparameters for machine learning models of different satellites

Object	Support vector regression			Random forest	
	Kernel function	Epsilon	Regularization parameter	Number of trees	Maximum depth
01361	Polynomial	0.01	10	100	5
05398	Polynomial	0.1	1	150	5
28521	RBF	0.1	10	200	10
29048	Polynomial	0.01	1	100	5
29479	RBF	0.01	100	200	5
29709	RBF	0.01	1	50	5
31576	RBF	0.1	100	200	15

表 4 测试集上不同模型预测性能的对比
Table 4 Comparison of predictive performance of different models on the test set

Object	Model											
	Support vector regression				Random forest				Spherical model			
	RMSE	MSE	MAE	MAPE	RMSE	MSE	MAE	MAPE	RMSE	MSE	MAE	MAPE
05398	0.26	0.07	0.21	2.99%	0.38	0.14	0.29	4.14%	0.45	0.21	0.41	5.99%
29479	0.28	0.08	0.21	2.77%	0.34	0.12	0.26	3.43%	0.62	0.39	0.52	6.75%
01361	0.47	0.22	0.33	3.61%	0.46	0.21	0.33	3.64%	0.50	0.25	0.38	4.19%
31576	0.60	0.35	0.47	7.52%	0.63	0.40	0.50	7.92%	0.77	0.59	0.62	10.34%
28521	0.69	0.48	0.53	7.91%	0.68	0.46	0.52	7.88%	0.81	0.65	0.60	9.34%
29048	0.75	0.57	0.56	6.53%	0.88	0.78	0.59	6.58%	0.93	0.86	0.65	7.46%
29709	0.80	0.63	0.45	5.02%	0.95	0.90	0.79	8.07%	0.70	0.49	0.46	4.95%

首先, 支持向量回归模型在大多数卫星的光度预测中表现出色, 在多项评估指标中均取得了最小误差. 例如, 对于卫星编号05398, 支持向量回归模型的RMSE仅为0.26, MSE为0.07, MAE为0.21, MAPE为2.99%. 这表明支持向量回归模型能够较好地捕捉该卫星在不同观测条件下亮度变化的规律. 类似的表现也出现在卫星编号29479、

31576和29048的预测中, 支持向量回归模型在这些卫星的光度估计中同样取得了最低的误差, 进一步证明了其在光度预测中的可靠性.

其次, 随机森林模型在某些卫星的光度预测中也表现出色, 并且在部分卫星上的预测结果优于支持向量回归模型. 例如, 在卫星编号01361和28521的光度预测中, 随机森林的RMSE分别为

0.46和0.68, 与支持向量回归模型的预测误差非常接近. 总体而言, 无论是支持向量回归模型还是随机森林模型, 都能够有效地捕捉低轨卫星的光度变化规律, 表明修正球模型能够有效减少由于复杂卫星形状和姿态变化带来的误差, 从而提高低轨卫星的预测精度.

然而, 对于卫星编号29709, 修正球模型的预测精度反而低于传统球模型. 这是由于观测的圈次数据较少, 覆盖的观测条件有限, 修正球模型无法充分利用足够的观测数据进行训练, 因此其预测效果逊色于传统球模型. 而传统球模型由于其形式简单且对数据量要求较低, 使得它能够在数据较为有限的情况下, 仍能提供相对稳定的预测结果. 这表明修正球模型的有效性高度依赖于充足的数据量和广泛的观测条件覆盖, 只有在具备足够的训练数据和充分观测条件覆盖时, 才能充分发挥其优势, 从而提升低轨卫星光度预测的精度.

3.2.2 单星的模型光度预测性能分析

在本节, 我们对两颗低轨卫星进行了更深入

的分析. 卫星编号01361是美国的LCS (Lincoln Calibration Sphere)卫星, 主要用于雷达定标测量. LCS卫星为直径1.12 m、壁厚3.2 mm的铝制球体结构. 对于卫星01361 (LCS-1), 我们使用135个观测圈次的数据用于模型训练, 14个观测圈次的数据进行测试.

图4 (a)展示了支持向量回归模型在该卫星不同观测日期下的光度预测结果与星等误差分布. 上半部分显示了实测星等与该模型的预测星等随观测相位角变化的趋势, 不同颜色代表不同的观测日期, 其中散点表示实测星等值, 曲线表示模型预测的星等值. 下半部分则用虚线构成的折线展示了星等预测误差随相位角的变化情况, 其中误差计算方式为实测星等与预测星等之差的绝对值. 误差曲线的波动情况反映了支持向量回归模型在不同观测日期下的拟合精度. 图4 (b)则展示了传统球模型的光度预测结果和相应的星等误差分布, 用于对比不同模型的光度预测能力和误差分布特性.

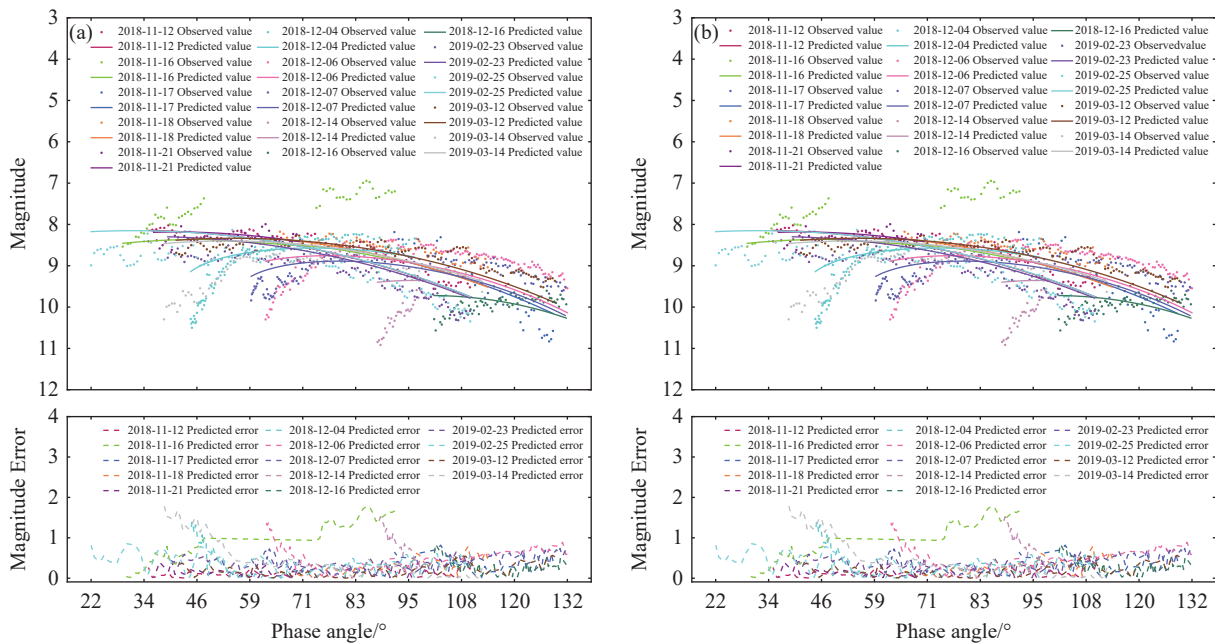


图 4 卫星01361实测星等与不同模型预测星等及误差对比分析. (a)支持向量回归模型的光度预测与误差分析. (b)传统球模型的光度预测与误差分析.

Fig. 4 Comparison of observed and predicted magnitudes with error analysis for satellite 01361 using different models. (a) Photometric prediction and error analysis with the support vector regression model. (b) Photometric prediction and error analysis with the traditional spherical model.

从图4中可以看到,传统球模型的预测结果在整体趋势上与实测值基本一致.这是由于该卫星的几何形状符合球模型的假设条件,因此传统球模型能够较好地模拟其光度变化,预测效果也较为理想.其在该卫星上的预测RMSE为0.50,优于其他大部分卫星的预测结果.然而,传统球模型的泛化能力较差,特别是在大相位角范围内,预测的误差曲线波动较大,预测误差较为明显,未能完全反映该卫星在不同观测条件下的变化.对于支持向量回归模型的预测结果,可以看到其在总体趋势上能够较好地预测该卫星的亮度变化,并且其预测误差整体较小.在多个观测日期下,误差曲线的波动幅度较低.同时,从表4中可以得到,支持向量回归模型在该卫星上的RMSE为0.47,随机森林模型的RMSE为0.46,均略优于传统球模型的预测误差.这表明,基于等效截面积的修正球模型能够更好地捕捉该卫星的亮度随观测条件变化的规律,进一步验证了修正球模型在低轨卫星光度估计中的有效性.

卫星编号为29479的日出太阳探测卫星(Hinode),由日本宇宙航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)主导的任务,已于2006年9月成功发射.该卫星的尺寸约为 $4\text{ m} \times 1.6\text{ m} \times 1.6\text{ m}$,配备有两个太阳能帆板,每个尺寸约为 $4.3\text{ m} \times 1.1\text{ m}$,总重量约为 900 kg ^[22].对于该卫星,我们使用19个观测圈次的数据进行训练,3个观测圈次的数据进行测试.图5依次展示了支持向量回归、随机森林和传统球模型在该卫星上的光度预测结果及星等误差分布.每个子图包含两条纵坐标轴,左侧纵坐标对应星等,右侧纵坐标对应星等误差.同样,图中的散点表示实测星等值,曲线表示模型预测的星等值,虚线则表示预测误差.

在图5中,红色曲线和蓝色曲线分别对应2016年2月17日和2016年2月25日的光度预测.预测曲线中出现的折回现象,是由于相位角在观测过程中随时间先增大后减小所导致的.相位角在时间序列中并非单调变化,所以图中部分相位角对应多个观测时刻,因此有些相位角会有两个星等值,从而在图中预测曲线呈现出折回的特征.

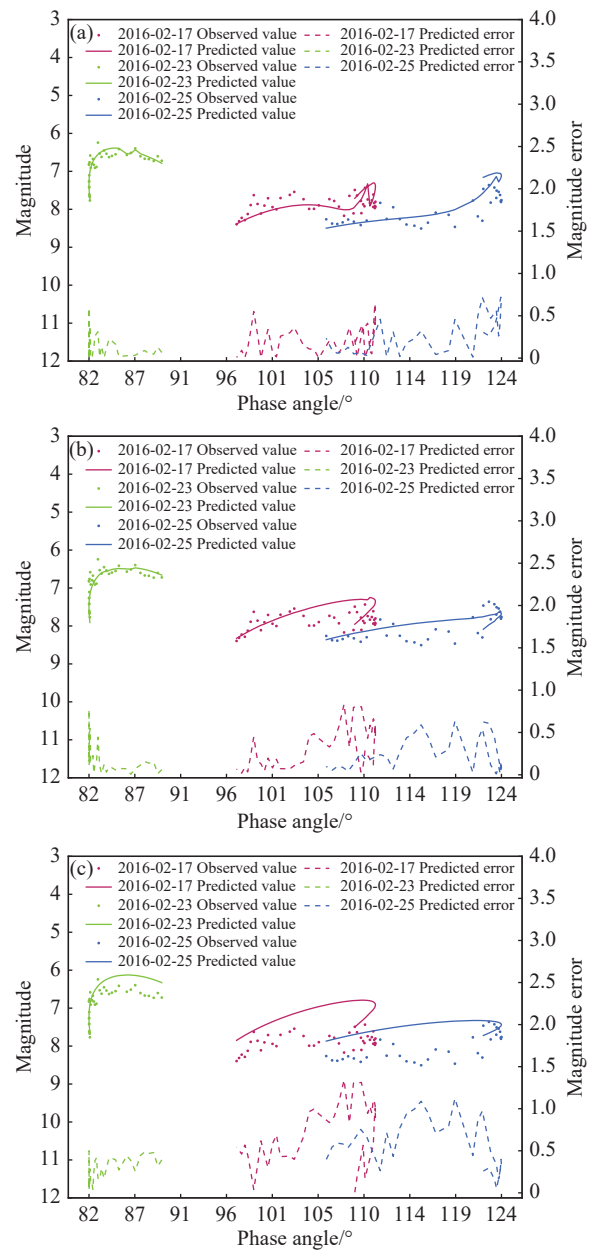


图5 卫星29479的实测星等与不同模型的预测星等及误差对比分析.
(a)支持向量回归模型.(b)随机森林模型.(c)传统球模型.

Fig. 5 Comparison of observed and predicted magnitudes with error analysis for satellite 29479. (a) Support vector regression model. (b) Random forest model. (c) Traditional spherical model.

图5显示,支持向量回归模型展现了较强的光度预测能力,能准确预测该卫星的光度变化.其预测误差整体较小,大部分的预测误差低于 0.5 mag ,

且该模型预测的RMSE仅为0.28, 平均相对误差为2.77%。随机森林模型的光度预测结果同样表现出色, 在大多数观测数据上具备较高的拟合精度, 其预测星等曲线与实测星等较为吻合, 同时预测误差曲线的波动较小。该模型的RMSE为0.34, 平均相对误差为3.43%。相比之下, 传统球模型的光度预测表现相对较差, 其预测曲线未能准确刻画该卫星亮度的变化趋势。特别是在大相位角范围内预测误差较大, 误差曲线的波动幅度明显增大, 且误差峰值较高, 预测误差普遍位于0.5至1.3 mag之间。其整体的RMSE为0.62, 平均相对误差为6.75%。相较于随机森林模型, 传统球模型的RMSE高出0.28, 平均相对误差增加了3.32%; 而与支持向量回归模型相比, 传统球模型的RMSE高出0.34, 平均相对误差增加了3.98%。这些结果表明, 尽管传统球模型在一定程度上能够提供低轨卫星的光度预测, 但对于具有复杂形状的卫星, 其预测精度仍存在较大局限性。基于等效截面积的修正球模型能够更精确地描述光照可视关系, 提高等效截面积的计算精度, 从而提升低轨卫星光度预测的准确性。

4 结论

针对低轨卫星的光度建模问题, 本文提出了一种基于等效截面积的修正球模型光度计算方法。该方法适用于姿态和轨道稳定, 且观测数据覆盖观测条件充分的低轨卫星过境情况。这种方法充分考虑了轨道参数、太阳相位角和观测条件等多种影响因素, 通过计算卫星相对于太阳的方位角、相位角、地心-测站与轨道平面的夹角以及地心-太阳与轨道平面的夹角这4个关键参数, 并将其作为输入变量, 利用支持向量回归和随机森林模型对等效截面积进行拟合和预测, 并将其预测结果代入光度计算公式以预测星等。

为验证该方法的有效性, 本文利用兴隆观测基地50 cm光学望远镜观测的7颗低轨卫星的光度数据进行实验分析。实验结果表明, 无论是支持向量回归模型还是随机森林模型, 均在多个低轨卫星上实现了比传统球模型更小的预测误差。因此, 修正球模型具有更好的光度预测能力和更高的预

测精度。其中支持向量回归模型在7颗卫星上的预测星等误差RMSE平均值为0.55, 最大值为0.80。然而, 研究还表明, 数据量和观测条件的覆盖范围对修正球模型的准确性至关重要, 训练数据不足会影响机器学习模型的拟合效果, 进而降低光度预测的精度。因此, 未来的研究将进一步扩展观测数据, 探索更先进的机器学习模型, 并深入分析和研究姿态变化对光度变化特性的影响, 以提升修正球模型对低轨卫星光度预测的准确性和适应性。

总之, 对于姿态和轨道稳定且观测数据覆盖观测条件充分的低轨卫星, 基于等效截面积的修正球模型不仅可以准确预测低轨卫星在未来过境期间的亮度变化, 还能用于反演卫星的姿态和状态变化, 为非合作目标的观测与分析提供了有效的技术手段。

参考文献

- [1] Harrison D C, Chow J C. JHATD, 1996, 17: 226
- [2] Rucinski S, Carroll K, Kuschnig R, et al. AdSpR, 2003, 31: 371
- [3] Payne T E, Gregory S A, Sanchez D J, et al. Proceedings of SPIE: Multifrequency Electronic/Photonic Devices and Systems for Dual-Use Applications. Bellingham: SPIE Press, 2001, 4490: 194
- [4] 刘浩, 杜小平, 苟瑞新. 激光与光电子学进展, 2016, 53: 179
- [5] 汪夏, 张雅声, 徐灿, 等. 光子学报, 2020, 49: 108
- [6] 唐轶峻, 姜晓军, 王建峰, 等. 光子学报, 2009, 38: 2863
- [7] 唐轶峻, 姜晓军, 卢晓猛, 等. 光学学报, 2010, 30: 763
- [8] 李晓燕, 高晓东, 朱耆祥. 光电工程, 2003, 30: 28
- [9] 吴振森, 窦玉红. 光学学报, 2003, 23: 1250
- [10] 刘燕, 汶德胜, 易红伟, 等. 空间科学学报, 2022, 42: 485
- [11] 王建峰, 姜晓军, 李陶然, 等. 红外与激光工程, 2020, 49: 163
- [12] 曾德贤, 杜小平. 空间科学学报, 2008, 28: 560
- [13] 汪夏, 徐灿, 张峰, 等. 中国激光, 2020, 47: 216
- [14] 曾天机, 唐义, 张丽君, 等. 航天返回与遥感, 2024, 45: 66
- [15] 谈斌, 姚东升, 向春生, 等. 光电工程, 2008, 35: 33
- [16] 高昕, 王建立, 周泗忠, 等. 光电工程, 2007, 34: 42
- [17] 许雪梅, 杨奋林. 吉首大学学报(自然科学版), 2023, 44: 30
- [18] 徐东平, 张怀. 计算机与数字工程, 2008, 36: 7
- [19] Breiman L. MachL, 2001, 45: 5
- [20] 周志华. 机器学习. 北京: 清华大学出版社, 2016: 121-181
- [21] Cortes C, Vapnik V. MachL, 1995, 20: 273
- [22] Kosugi T, Matsuzaki K, Sakao T, et al. SoPh, 2007, 243: 3

Research on Machine Learning-Based Photometric Model for Low Earth Orbit Satellites

LI Juan^{1,2} ZHANG Xiao-ming^{1,2} QU Yao-bin³ WANG Jian-feng^{1,2}
WANG Lei^{1,2} JIANG Xiao-jun^{1,2}

(1 CAS Key Laboratory of Optical Astronomy, National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

(3 Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201100)

ABSTRACT The photometric characteristics of satellites play an important role in analyzing their physical properties. An accurate photometric model can effectively support observation planning and strategy formulation, while also facilitating the analysis and interpretation of satellite attitude and structural characteristic changes. However, due to the rapid and complex variations in attitude and observation conditions during Low Earth Orbit (LEO) satellite transits, existing photometric models fail to accurately estimate the brightness of these satellites. To address this issue, we propose a modified spherical photometric model based on equivalent cross-sectional area, specifically designed for LEO satellites with stable attitude and orbit, and with observational data that sufficiently covers various viewing conditions. This method equates the satellite's cross-sectional area to that of a sphere with equal brightness. By incorporating the relative positional relationships among the satellite, the Sun, the observation station, and the orbital plane as key parameters, it employs machine learning algorithms to effectively fit and estimate the equivalent cross-sectional area, thereby enabling accurate photometric predictions during LEO satellite transits. To validate the effectiveness of the proposed method, we conducted performance evaluations using V-band photometric data from 7 LEO satellites observed by the 50 cm telescope at Xinglong Observatory, with comparisons made against the traditional spherical model. The results show that when sufficient observational data is available, the proposed method achieves higher accuracy and greater stability in photometric prediction, demonstrating strong reliability and broad applicability.

Key words astrometry, techniques: photometric, methods: data analysis, planets and satellites: general