

基于序列映射模型的低空碎片轨道衰减预测

文章义¹ 陈俊宇^{1, 2, 3, *} 胡开辉¹ 李梓杰¹ 吴尧¹ 王梓涵¹

1(昆明理工大学国土资源工程学院 昆明 650093)

2(云南省定量遥感重点实验室 昆明 650093)

3(云南省山地灾害天空地一体化智慧监测国际联合实验室 昆明 650093)

摘要:低轨空间碎片数量持续增长, 轨道衰减预报已成为空间安全与再入风险评估的关键任务。两行根数(TLE)在低地轨道(LEO)噪声大且衰减过程存在强非线性, 传统方法长期外推误差显著。为此, 本研究基于TLE数据构建等高度间隔时间序列, 通过高度-时间散点拟合与固定高度步长反采样; 同时利用序列映射(Seq2Seq)门控循环单元(GRU)多步预测模型, 采用编码器-解码器结构提取非线性衰减模式, 实现不同高度段剩余寿命预测。以COSMOS 1408与COSMOS 2251解体碎片为样本的实验表明, 模型在250km、300km、350km起始高度下平均绝对误差分别为0.088、0.142、0.587小时, 350km高度段相对误差控制在10%–25%, 相较SGP4和SGP8模型表现出更优的误差控制能力, 可为轨道拥挤评估与再入时序分析提供有效支撑。

关键词:空间碎片; 轨道衰减; 序列映射; 低地轨道; 时间序列

中图分类号 V448.2

Prediction of Low-Altitude Debris Orbit Decay Based on the Seq2Seq Model

WEN Zhangyi¹ CHEN Junyu^{1, 2, 3} HU Kaihui¹ LI Zijie¹ WU Yao¹ WANG Zihan¹

1 (Faculty of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, 650093)

2 (Yunnan Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing, Kunming, 650093)

3 (Yunnan International Joint Laboratory for Integrated Sky-Ground Intelligent Monitoring of Mountain Hazards, Kunming, 650093)

Abstract: The continuous growth of space debris in low Earth orbit (LEO) has made accurate orbital decay prediction an essential task for space safety management and re-entry risk assessment. However, Two-Line Element (TLE) data exhibit significant noise in low Earth orbital regimes, and the decay process of debris is characterized by strong nonlinear dynamics. These factors often lead to considerable prediction errors. In this study, based on TLE data, an equal height interval time series is constructed, and the fixed height step length reverse sampling is used; simultaneously, the Seq2Seq model with Gated Recurrent Unit (GRU) is used for multi-step prediction. The experimental results using COSMOS 1408 and COSMOS 2251 debris fragments as samples show that the model, under initial altitudes of 250 km, 300 km, and 350 km, has mean absolute errors of 0.088, 0.142, and 0.587 hours, respectively. The relative error of the 350 km altitude segment is controlled within 10%–25%, which is significantly better than the SGP4 and SGP8 models, providing effective support for orbit crowding assessment and re-entry timing analysis.

* 基金项目: 国家自然科学基金(12303081), 云南省基础研究计划项目(202301AT070159)

投稿日期: 2025. 12. 04

E-mail: jyachen@kust.edu.cn

on errors when conventional methods are applied for long-term extrapolation. To address these challenges, an equal-altitude-interval time series reconstruction method based on TLE data is proposed. First, altitude-time scatter points are fitted using a regression function to describe the decay trend. Then, inverse interpolation with a fixed altitude step is performed to generate a time sequence corresponding to uniformly spaced altitude intervals. This transformation alleviates the influence of irregular temporal sampling and provides a more stable representation of the orbital decay process. Based on the reconstructed time series, a sequence-to-sequence (Seq2Seq) gated recurrent unit (GRU) multi-step prediction model is established. The model employs an encoder-decoder architecture to extract nonlinear temporal features from historical decay sequences and iteratively predict the remaining lifetime of debris across different altitude ranges. Experimental validation is carried out using fragments generated from the COSMOS 1408 and COSMOS 2251 breakup events. The results indicate that when the initial altitudes are 250 km, 300 km, and 350 km, the proposed model achieves mean absolute errors of 0.088 h, 0.142 h, and 0.587 h, respectively. In the 350 km altitude range, the relative prediction error is maintained within 10%-25%. Compared with traditional orbital propagation approaches, including the SGP4 and SGP8 models, the proposed method demonstrates superior prediction accuracy and error control capability. These results suggest that the proposed approach can effectively capture the nonlinear characteristics of orbital decay and provide reliable support for orbital congestion assessment and re-entry timing analysis of LEO space debris.

Key words:Space debris;Orbital decay;Seq2Seq;Low Earth Orbit;Time series

0 引言

21 世纪以来，人类航天活动的规模与频率持续攀升，空间碎片数量随之快速增长。空间碎片主要包括失效卫星，火箭残骸，卫星碰撞和爆炸解体产生的碎片等^[1]。截至 2025 年 6 月，美国空间监视网络（SSN）已编目地球轨道物体共 29837 个，其中超过一半为废弃火箭体与碎片，且主要聚集于低地球轨道^[2]。空间碎片的主要来源正是卫星碰撞和爆炸解体，典型事件如 2009 年 Iridium 33 和 COSMOS 2251 碰撞^[3]，以及 2021 年 COSMOS 1408 反卫星试验^[4]，都显著恶化了轨道环境，验证了空间碎片链式碰撞（Kessler syndrome）的潜在风险

低轨空间碎片的轨道演化过程受到多种摄动力共同影响，包括非球形引力、太阳光压、日月引力等^[6]。在 LEO 区域，大气阻力是主导碎片衰减的决定性因素，其加速度可表示为：

$$a = -\frac{1}{2} \frac{C_D A}{m} \rho(h) v_{rel} v_{rel} \quad (1)$$

式（1）中， C_D 为大气阻力系数； A 为迎风截面积； m 为质量； $\rho(h)$ 为大气密度； v_{rel} 为相对于当地大气的速度。其大小主要取决于大气密度（受太阳-地磁活动调控）、碎片的面积质量比等关键因素^{[7][9]}。然而，获取碎片的精确物理属性（如姿态和迎风面积）具有高度不确定性，使得动力学模型（如 SGP4、SGP8）在长期衰减预测中容易出现偏差累积。与此同时，观测设备的快速发展带来了更紧密、更精准的轨道数据^[10]，深度学习因其能够从历史轨道数据中直接学习非线性动力学模式，在轨道预测领域得到广泛应用，包括短期轨道误差补偿^[13]、中轨长期预测^[14]、注意力机制增强的多轨道预测^[15]、弹道系数估计^{[16][17]}与再入时间预测^[20]等。

深度学习方法在轨道预报领域逐步显示出优势，现有工作多采用“历史高度—时间序列预测未来高度”的范式，在短期轨道误差补偿与再入时间估计等任务中取得了良好效果。然而，将此类方法直接用于低轨空间碎片的衰减建模仍面临若干挑战。首先，碎片高度随时间的观测存在不规则采样和测量噪声（尤其在低高度段），导致直接以高度-时间序列为输入时模型对观测异常较为敏感；其次，受大气密度随高度指数级增长的支配，碎片在低轨范围内从相对高位向低位的衰减过程表现出显著的高度依赖性与强非线性，使得传统序列表征难以充分反映不同高度区间衰减速率的变化；最后，针对空间态势管理的实际需求，单纯的高度时间预测并不能直接回答“穿越某一高度区间需要多长时间”这一高度段驻留时间问题，而这一时间尺度对轨道拥挤度评估与再入风险管理更具直接意义。

基于上述考虑，本文提出一种面向空间资源管理的衰减表征与预测框架：先对 TLE 构建的（时间，高度）散点进行拟合以得到连续衰减曲线，再以固定高度步长（ $\Delta h = 1\text{km}$ ）对拟合曲线做反函数采样，得到等高度间隔的时间差序列（ ΔT ）。与直接使用高度-时间序列相比，该等高度间隔的 ΔT 序列更直观地刻画了高度区间衰减速率的变化并降低了采样噪声对模型训练的影响；在此基础上，本文采用 Seq2Seq GRU 编码器—解码器结构直接对 ΔT 序列进行多步外推，从而实现不同高度段剩余寿命与穿越时长的预测。

考虑到实验数据的动力学特征及可观测性，本文将 400-180km 作为重点研究区间。该高度段在碎片衰减过程中表现出典型的大气阻力增强效应：自约 400km 起，大气密度随高度下降迅速增加，大气阻力逐渐成为主导摄动力；降至约 180km 后，碎片进入加速衰减阶

段，其剩余寿命对大气密度扰动和面积质量比更加敏感。相比之下，更高高度段的大气阻力较弱、衰减时间尺度更长，与本研究面向低空快速衰减过程的建模目标并不属于同一动态范围。此外，在 180km 以上 TLE 仍保持较好的更新连续性，能够可靠描述碎片的衰减行为。基于上述因素，400-180km 区间既覆盖了碎片从缓慢衰减过渡至再入前阶段的主要动力学变化，也为本文构建衰减特征提取与预测模型提供了稳定的数据基础。

1 问题描述

在低地球轨道环境中，空间碎片的轨道衰减过程主要由大气阻力主导，随着高度降低，大气密度急剧上升，使碎片在最后阶段的衰减速度显著加快。相关研究认为，约 180km 附近是碎片进入快速衰减区间的高度范围^[21]。基于这一特性，同时为统一不同样本的终止条件，本研究将轨道近地点高度降至 180km 作为衰减过程的结束阈值，该高度的选取还有两方面考虑：其一，从轨道动力学角度看，当空间碎片降至约 180km 时，大气阻力已成为主导作用，碎片将迅速进入失控再入阶段，通常在数小时至一天内完成最终衰减；其二，从数据可用性角度，TLE 在 180km 以下的更新频率明显下降，轨道确定误差快速增大，难以稳定反映真实的衰减轨迹。因此，以 180km 作为衰减结束点既符合轨道动力学特征，也使得基于 TLE 的衰减建模更具可靠性。

轨道衰减预测的核心任务在于：根据碎片在较高轨道阶段的历史衰减行为，推断其下降至某一高度（本文选取了 350km，300km 和 250km）后，抵达 180km 所需的剩余时间。由于空间碎片在不同高度区间的衰减速率随大气密度显著变化，其剩余寿命具有明显的非线性与高度依赖性。因此，如何构建一种能够准确刻画高度区间衰减特征、并能够在长时间外推情况下保持稳定性的预测模型，是低轨碎片衰减研究的关键问题。

2 轨道衰减预测模型构建

2.1 数据预处理

实验选择 Space-Track (<https://www.space-track.org>) 发布的 TLE (Two Line Elements) 数据集，该数据包含卫星轨道的参数，是一种轨道编码方式，用于确定给定历元时刻下，绕地运行空间目标的轨道根数，通常配合 SGP4 (Simplified General Perturbations 4) 和 SDP 4 (Simplified Deep Space Perturbation 4) 模型使用^[22]。具有覆盖目标广、获取便利等优势，是研究空间碎片中长期衰减行为最常用的数据来源。然而，由于低轨碎片在接近再入阶段时轨道更新频率降低、测量噪声增大，TLE 数据的完整性和连续性需要通过筛选与处理加以保证。为了获得能够完整反映衰减过程的样本，本研究采用以下筛选条件：（1）目标在轨道近地点高度 400 - 180km 区间内的 TLE 数量不少于 40 组，以确保序列具有足够的时间分辨率；（2）TLE 必须覆盖近地点高度进入 180km 以下的阶段，以保证衰减过程观测完整性。基于上述筛选条件，从 COSMOS 1408 和 COSMOS 2251 两起卫星解体事件中筛选得到 246 个碎片作为实验对象。

对每组 TLE，通过平均运动和偏心率计算轨道近地点高度，计算过程为：

$$n_r = n \times \frac{2\pi}{86400} \quad (2a)$$

$$a^{(0)} = \left(\frac{\mu}{n_r^2}\right)^{2/3} \quad (2b)$$

$$\delta = \frac{3}{2} J_2 \left(\frac{R_E}{a^{(0)}}\right)^2 \sqrt{1 - e^2} \left(1 - \frac{3}{2} \sin^2 i\right) \quad (2c)$$

$$n_0 = \frac{n_r}{1 + \delta} \quad (2d)$$

$$a = \left(\frac{\mu}{n_0^2}\right)^{1/3} \quad (2e)$$

$$h_{a,p} = a(1 \pm e) - R_E \quad (2f)$$

式(2)中, n 为平均运动(单位, 圈/天); μ 为地球引力常数; $a^{(0)}$ 为初始轨道半长轴; δ 为一阶长期项修正因子; J_2 为地球扁率系数; R_E 为地球平均半径; n_0 为修正后的平均运动; a 为修正后的半长轴; e 为偏心率; 式(2f)中“+”号对应远地点高度 h_a ; “-”号对应近地点高度 h_p , n 和 e 来源于 TLE。由于 TLE 平均运动已包含 J_2 项为主的长期摄动效应, 直接采用开普勒定律计算轨道半长轴会导致低轨近地点高度出现偏差。引入基于地球 J_2 项的一阶长期项修正对平均运动进行等效二体反算, 可获得修正后的半长轴与近地点高度。

为了进一步提取高度衰减特征并增强序列的可预测性, 本研究对每个目标的 TLE 序列进行以下预处理:

1. 时间序列对齐: 将每个目标最早一组 TLE 的历元设为时间零点, 其余时间按小时单位平移, 使不同样本具有统一的时间参考。

2. 衰减曲线拟合: 低轨空间碎片的轨道高度随时间呈现出明显的阶段性衰减特征: 在较高轨道高度区间, 轨道衰减过程相对平缓; 随着轨道高度逐步降低, 衰减速率缓慢增大; 而在进入低高度区域后, 受大气阻力显著增强的影响, 轨道高度在短时间内出现明显的加速衰减。为刻画这种由缓慢衰减向加速衰减的非线性变化趋势, 采用以时间为自变量的多项式函数对(时间, 高度)散点进行拟合, 以获得连续的高度-时间关系 $h(t)$ 。拟合函数式(3):

$$h(t) = a_1 + \sum_{i=1}^k a_{i+1} (t_{ref} - t)^{\frac{i}{2}} \quad (3)$$

其中 t_{ref} 为最后一组 TLE 时间, $a_{i+1}(i=1, 2, \dots, n)$ 是通过最小二乘法求得的拟合系数, $k=4$ 通过实验验证能够平衡拟合精度。该多项式函数在拟合低地轨道碎片高度-时间散点时, 能够刻画不同高度区间衰减速率的演化特征: 在低轨范围内相对较高的高度阶段, 低阶项主导, 轨道衰减较为平缓; 随着轨道高度降低, 高阶项作用增强, 衰减速率逐渐增大, 并在低高度区间表现出明显的加速特性。相较于指数模型, 其衰减速率随时间连续变化, 避免了对低高度快速衰减阶段的过度放大, 更符合低地轨道碎片由缓慢衰减向快速衰减过渡的实际规律。

图 1 是拟合曲线图: 蓝色原点表示 TLE 数据点, 红色曲线是由 TLE 数据点根据拟合公式(3)拟合得到的拟合曲线, 横坐标表示 TLE 数据将时间序列对齐后的时间, 纵坐标表示由每组 TLE 数据计算后的近地点轨道高度。

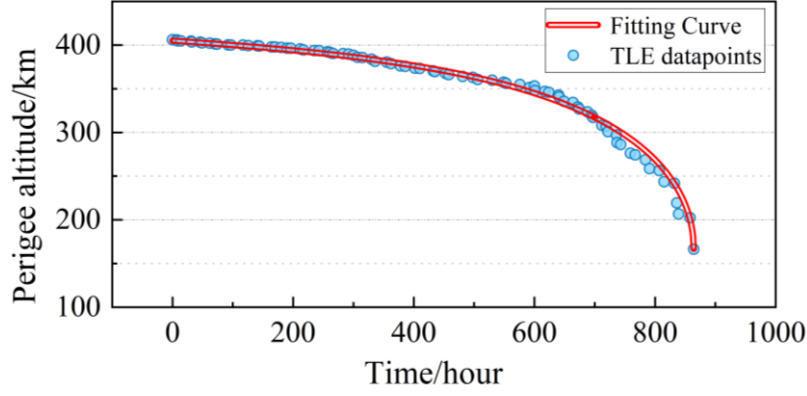


图 1 拟合曲线图

Fig.1 Fitted Curve Plot

3.构建等高度间隔时间序列：为改善传统高度序列的非线性表征不足，本研究引入固定高度步长 $\Delta h = 1\text{km}$ ，并利用拟合函数的反函数得到高度序列 $\{h_i\}$ 对应的时间序列 $\{t_i\}$ ，从而构建高度下降 Δh 所需的时间间隔序列，式(4)：

$$\Delta T = [\Delta t_0, \Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_n] \quad (4a)$$

$$\Delta t_i = t_i - t_{i-1} \quad (4b)$$

该序列能够反映大气密度随高度变化导致的衰减速度变化，是后续深度学习模型的主要输入。

2.2 模型构建

序列映射模型能够实现历史序列向未来序列的映射，适用于本研究的高度区间衰减预测任务。序列映射模型架构图，主要包含编码器网络（Encoder Network）、上下文向量（Context Vector）、解码器网络（Decoder Network）三个模块，如图 2 所示。编码器负责将输入序列逐步编码，提取并压缩输入信息到隐藏状态中；上下文向量负责传递编码器的最终隐藏状态给解码器，作为输入序列的整体语义表示；解码器负责根据上下文向量逐步生成目标输出序列。

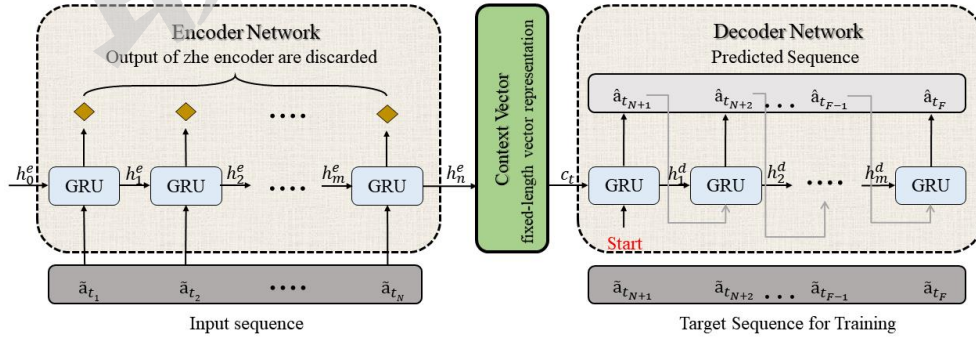


图 2 序列映射模型架构图

Fig.2 Sequence Mapping Model Architecture Diagram

鉴于本研究需要在多目标衰减序列上进行高效训练，同时保持对长期时间依赖关系的建模能力，本文选取结构更加简洁的 GRU 作为循环单元。相比参数规模更大的长短期记忆网络（LSTM），GRU 以更简洁的结构实现了必要的门控机制，能够有效捕获衰减序列中的长期依赖，同时显著减少计算量，从而提升序列映射阶段的训练效率。

图 3 展示了 GRU 的内部信息流动结构：图中左侧的“Reset Gate（重置门）”与右侧的

“Update Gate（更新门）”为核心门控单元，二者基于当前输入 x_t 、上一时刻隐藏状态 h_{t-1} 的运算，通过门控机制动态调整信息流—重置门控制历史状态的保留程度，更新门决定历史状态与当前候选状态的融合比例，最终输出当前时刻的隐藏状态 h_t 。

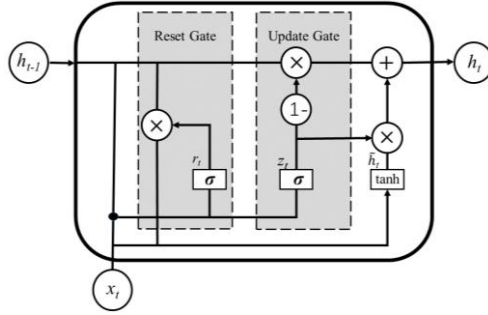


图 3 GRU 内部结构示意图

Fig.3 Schematic Diagram of GRU Internal Structure

GRU 状态更新过程如下：

- (1) 重置门： $r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r)$
- (2) 更新门： $z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z)$
- (3) 候选隐状态： $\tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + U_h (r_t \odot h_{t-1}) + b_h)$
- (4) 当前隐状态： $h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t$

其中， x_t 为当前阶段输入， h_{t-1} 为上一时刻隐状态， $\sigma(\cdot)$ 和 $\tanh(\cdot)$ 分别为 Sigmoid 和 Tanh 函数， $\odot$ 表示按元素乘法。最终隐状态 h_t 由上一时刻状态 h_{t-1} 与候选状态 $\tilde{h}_t$ 的加权组合而成，使 GRU 能够在时间维度实现自适应的记忆与遗忘机制，适配轨道衰减这类非线性序列的建模需求。

表 1 为序列映射 GRU 模型的参数配置表，展示了该模型的核心设置，其编码器与解码器均采用 5 层神经网络结构，每层配置 100 个神经元，训练轮数设定 200 轮。为避免模型过拟合，训练阶段启用了早停机制（Early Stopping）以调控训练效果；同时结合教师强制策略（Teacher Forcing），基于真值完成模型训练。

表 1 序列映射 GRU 模型参数配置表

Table.1 Sequence Mapping GRU Model Parameter Configuration Table

参数	取值
损失函数	均方误差（MSE）
优化器	Adam
学习率	0.001
训练轮数	200
网络层数	5
每层神经元数量	100
输入序列长度	15（350km），20（300km、250km）
输出序列长度	12（350km），15（300km、250km）

图 4 为训练集和验证集轨道衰减图，纵坐标为“Perigee altitude”（近地点高度，单位：km），横坐标为“Time/hour”（时间，单位：小时）；图中密集的曲线代表 246 个独立目标的轨道衰减趋势，其中红色曲线对应“Validation set（验证集）”的 8 个碎片目标，其余曲线对应“Training set（训练集）”的 238 个碎片目标。验证集的目标选择主要依据其衰减

速率的差异性。在筛选过程中发现，COSMOS 1408 解体事件中产生的碎片数量多、轨道寿命跨度大，能够覆盖从缓慢衰减到快速下落的多种形态，因此验证集主要从该事件中选取碎片。相比之下，COSMOS 2251 解体事件产生的碎片普遍衰减时间较短，可用于验证模型在快速下降阶段的适用性，因此从该事件中仅选取一个具代表性的样本进入验证集。整体而言，选取 8 个具有不同衰减速度趋势的碎片作为验证集，既保证了验证集的多样性，又避免样本数量过多导致重复性过高，使模型性能评价更具针对性和解释性。

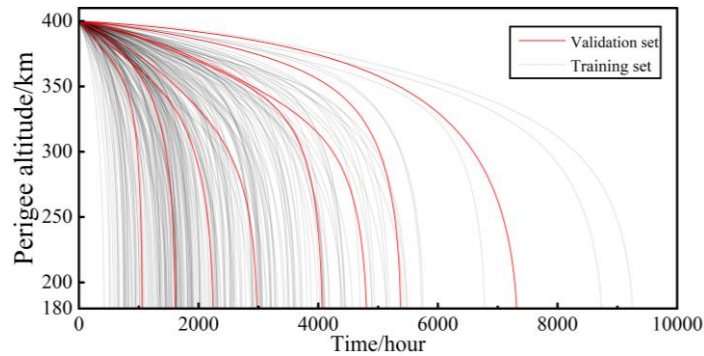


图 4 训练集和验证集轨道衰减图

Fig.4 Training and Validation Set Track Attenuation Diagram

3 实验结果分析

为验证所提出的基于序列映射 GRU 的时间间隔预测方法在空间碎片轨道衰减预测中的有效性，本研究基于前述实验流程，对选取的 8 个验证集目标样本开展多高度段预测实验。首先利用 TLE 数据拟合轨道衰减函数，并生成等高度间隔的时间序列作为参考轨道；随后将模型预测的时间间隔序列累积得到高度-时间衰减曲线，与参考结果进行对比分析。

3.1 验证集信息

表 2 为验证集 8 个碎片的信息，包含碎片的 NORAD 编号、来源、经筛选后近地点高度约 400km 的时间和从 400km 衰减到 180km 的时间。其中 7 个碎片来源于 COSMOS 1408 卫星解体事件，1 个碎片（编号 33840）来源于早期 COSMOS 2251 卫星解体事件。通过引入不同来源的碎片样本，验证模型对非同源数据的适配能力。针对每个目标，设置 250km、300km 与 350km 三个预测起始高度，以模拟碎片在不同轨道区间的衰减情景，并评估模型在不同高度段的适用性。

表 2 验证集信息统计表

Table.2 Validation Set Information Statistics Table

NORAD 编号	来源	起始时间	衰减时长 /hour
33840	COSMOS 2251	2013.07.11	1061
49535	COSMOS 1408	2022.11.17	1616
49681		2023.03.17	2987
50014		2023.10.11	4074
50311		2022.07.06	5382
50349		2023.08.09	4823
50551		2023.02.13	2250

NORAD 编号	来源	起始时间	衰减时长 /hour
50748		2022.08.14	7332

本实验将训练集构建好的等高度时间间隔序列输入序列映射 GRU 模型进行训练；模型收敛后，将验证集对应起始高度的时间序列输入模型，分别生成碎片从 350km、300km 和 250km 三种起始高度衰减至 180km 的预测轨迹，并与参考轨迹进行对比评估。

图 5 展示了起始高度 250km 的衰减预测结果（红色散点）和参考轨迹（蓝色散点）的对比图，从图中可以看出，各验证目标均呈现出从 250km 向 180km 平稳下降的轨迹形态，预测点的分布密度和变化速率与参考曲线相符，表明模型能够有效再现衰减过程的主要动力学特征。在衰减的前半段（约 250–200km），预测与参考轨迹的拟合度较高；而在接近 180km 的低高度区间，由于大气密度迅速增大，使衰减速率对扰动更敏感，预测结果出现了轻微偏差。

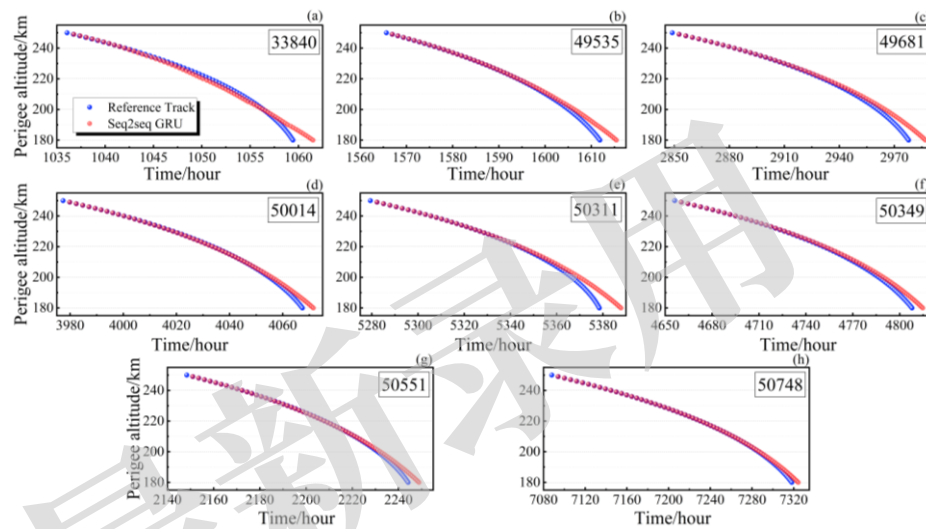


图 5 250km 轨道衰减预测对比图

Fig.5 Comparison Chart of 250km Track Decay Predictions

图 6 展示了三种起始高度的轨道衰减时间累积误差图，其中子图(a), (b), (c)分别对应起始高度为 350km、300km 和 250km 的情形。横坐标是衰减的轨道高度，纵坐标是预测时间相对于参考时间的累积偏差。从图中可以看出，在不同起始高度条件下，预测累积时间误差均表现出一致的演化特征：在预测初期，各目标的累积时间误差较小，变化相对平缓；随着预测过程的推进及轨道高度逐渐降低，累积时间误差呈现逐步增大的趋势，且不同目标的误差分布差异有所不同。该结果表明，预测高度区间的增加会导致预测时间误差在衰减过程中持续累积，具体误差将在下一节结合误差评估指标进行系统分析。

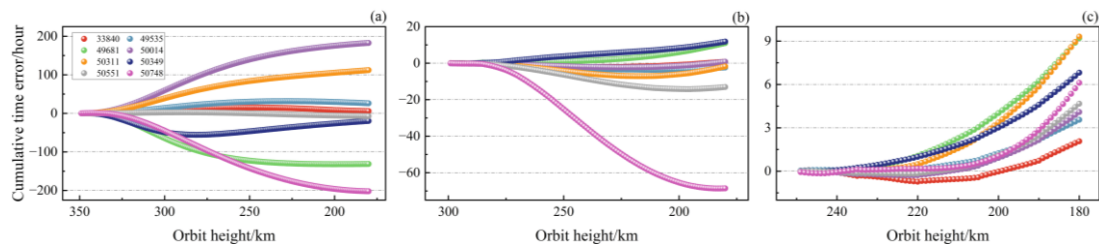


图 6 轨道衰减时间累积误差图

Fig.6 Cumulative Time Error Plot for Orbit Decay

需要指出的是，在 250km 起始高度条件下（图 5），预测轨道相对于参考轨道表现出相

同方向的偏差。结合图 6 可以看出, 该现象并非模型在低高度段的失效, 而与不同高度区间衰减特征及训练数据覆盖范围不均匀有关。当碎片轨道高度降低至接近 180km 及以下高度时, 大气密度迅速增大, 轨道衰减进入快速衰减阶段, 而该高度区间内 TLE 数据量少, 且数据的连续性和稳定性明显下降, 难以为模型提供充分的学习样本。因此, 在 250km 起始高度情况下, 预测结果整体相对于参考轨道偏大。相比之下, 300km 和 350km 起始高度条件下, 预测误差在累积过程中未呈现出明显的单向偏移特征。

3.2 预测精度评估

3.2.1 时间间隔预测精度

为了评估序列映射 GRU 模型的预测性能, 本研究对预测结果与参考轨道进行误差分析, 采用平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 两个指标来量化评估模型的预测精度。计算过程式 (5)、式 (6) :

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - \hat{t}_i| \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - \hat{t}_i)^2} \quad (6)$$

式中, t_i 是参考时间间隔, $\hat{t}_i$ 是预测时间间隔, MAE 反应平均偏离程度, RMSE 评估预测稳定性。

图 7 柱状图是对验证集的时间间隔误差结果图, 包含 MAE(子图 a) 与 RMSE(子图 b), 两个子图的横轴均为验证集的 NORAD 编号, 纵轴均为预测的起始高度 (250km, 300km, 350km), 用不同颜色表示。表 3 是对图 7 误差数据的量化汇总, 按照预测起始高度分组, 清晰呈现各高度下 MAE 和 RMSE 的极值和均值。

从整体结果来看, 不同轨道样本的预测精度存在一定波动, 但整体保持在可控范围内, 从 MAE 和 RMSE 柱高分布显示, 大部分样本在 250km 和 300km 高度下的误差柱较为平缓, 而在 350km 高度下出现明显的峰值突起, 形成“阶梯式”增长态势。这种“由低到高”的误差递增模式在所有样本中具有高度一致性, 表明预测精度对起始高度具有强依赖特性。

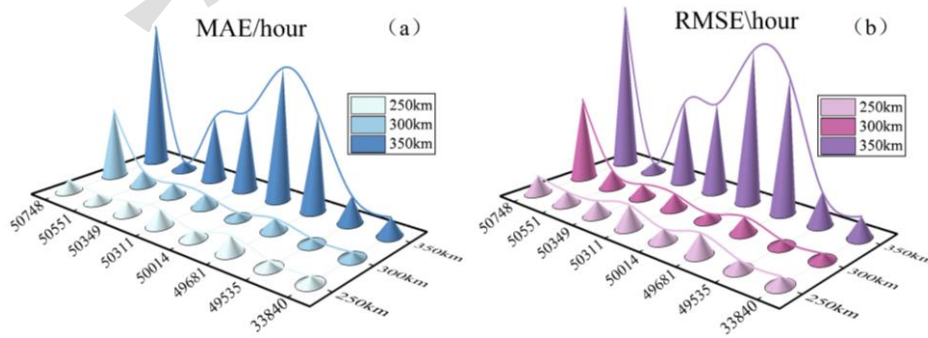


图 7 不同起始高度轨道衰减预测误差统计图

Fig.7 Statistical Chart of Orbit Decay Prediction Errors at Different Initial Altitudes

表 3 不同起始高度的 MAE 和 RMSE 统计表

Table.3 MAE and RMSE Statistics Table for Different Starting Heights

预测起始高度	MAE 最小值/小时	MAE 最大值/小时	MAE 均值/小时	RMSE 最小值/小时	RMSE 最大值/小时	RMSE 均值/小时
250km	0.053	0.135	0.088	0.067	0.181	0.119
300km	0.042	0.574	0.142	0.046	0.679	0.168
350km	0.076	1.199	0.587	0.084	1.377	0.701

结合图 7 和表 3 可以看到，随着预测起始高度从 250km 增加到 350km，模型的 MAE 和 RMSE 均呈现不同程度的增加。这种误差放大的趋势说明：轨道越高，碎片从该高度衰减至 180km 的时间越长，长期外推的累积不确定性也随之增加。总体来看，本模型在 250-300km 范围内能够保持较高的预测精度；当预测起始高度提升至 350km 后，MAE 与 RMSE 虽然均出现显著增长，但模型依然能够维持相对稳定的误差控制能力，并未因高度升高而出现精度断崖式下降，充分体现了其在不同低轨高度段的适配性。

3.2.2 相对误差对比分析

由于不同碎片的总衰减时间差异较大，仅通过 MAE 与 RMSE 仍不足以评估预测性能，因此进一步引入相对误差，计算过程式 (7)：

$$\delta = \frac{|t_{pred} - t_{true}|}{t_{true}} \times 100\% \quad (7)$$

其中 δ 是相对误差， t_{pred} 是预测的累积时间，将模型预测的时间间隔序列累加得到从起始高度到 180km 的总衰减时间， t_{true} 是参考的累积时间，使用绝对值是为了避免误差方向造成正负影响，以真实值作为分母能够反映误差相对于真实尺度的大小。

图 8 柱状图展示了验证集在不同预测高度的相对误差对比图。包含 3 个子图，分别呈现 250km（子图 a）、300km（子图 b）、350km（子图 c）起始高度下，序列映射 GRU、序列映射 LSTM、SGP4 与 SGP8 四种模型对 8 个验证碎片轨道衰减预测的相对误差。横坐标是验证集的 NORAD 编号，纵坐标是相对误差值。

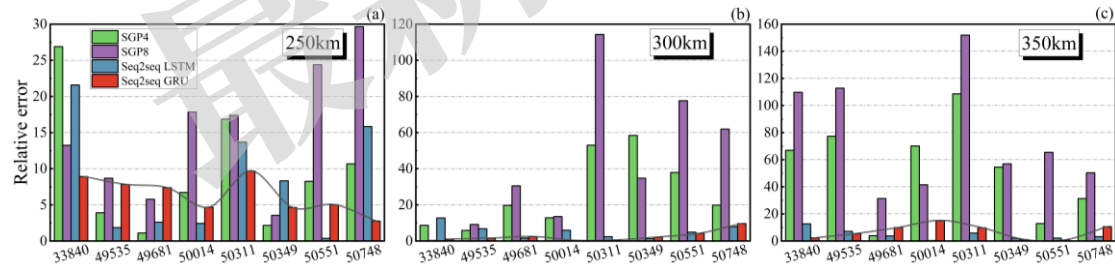


图 8 不同预测高度相对误差对比图

Fig.8 Comparison of Relative Errors at Different Predicted Heights

从图 8 可以看出，在三种起始高度条件下，基于序列映射的 GRU 与 LSTM 模型整体预测精度均优于传统动力学模型 SGP4 和 SGP8，且四种模型的预测误差均随起始高度的升高呈现出不同程度的增长趋势。在 250km 起始高度下，GRU 与 LSTM 的相对误差整体较小，大多集中在 5%–15% 区间；相比之下，SGP4 与 SGP8 的误差分布相对分散，但在衰减时间较短的低高度预测场景中仍保持一定的预测精度，体现了其在短期轨道外推中的适用性。当起始高度提高至 300km 时，SGP4 与 SGP8 的预测误差开始显著增大，部分目标的相对误差超过 50%，而 GRU 与 LSTM 的误差仍主要分布在 5%–20% 范围内，整体变化较为平稳。当起始高度进一步提升至 350km 时，SGP4 与 SGP8 的预测误差进一步放大，其中 SGP8 在多数目标上的误差幅度甚至超过 SGP4，表现出较强的不稳定性；相比之下，GRU 与 LSTM 虽然误差有所上升，但整体仍维持在约 10%–25% 的相对较低水平。综合来看，序列映射模型

在不同高度段均表现出更稳定的长期预测能力。GRU 与 LSTM 预测精度在实验中无显著差异，其中 GRU 由于其参数数量少于 LSTM、结构更为简洁，具备更高的训练效率与更短的计算时间。在相同环境下，序列映射 GRU 模型相较于序列映射 LSTM 模型训练时间平均缩短约 17%，所以序列映射 GRU 更适合在未来扩展至更大规模的轨道衰减序列数据集。

在 350km 起始高度下，SGP8 在多数样本上的相对误差高于 SGP4。该现象并不意味着 SGP8 在动力学描述上的失效，而更可能与其对初始轨道参数和大气阻力建模敏感性较高有关。在长期衰减预测条件下，小尺度参数不确定性更容易在传播过程中累积放大，从而导致预测稳定性下降。相比之下，SGP4 在简化假设下表现出相对一致的误差特征，因此在部分样本中呈现出更低的相对误差。

图 8(c) 中发现碎片 49681 的 SGP4 相对误差较小，甚至优于其在 300km 的预测结果。为探究该现象，本研究选取该碎片的两组 TLE 数据进行 SGP4 轨道传播分析，结果如图 9 所示。图中横坐标为传播时间，纵坐标为轨道高度，黑色曲线(TLE_1)和红色曲线(TLE_2)分别表示两组 TLE 的传播结果，每隔 4 小时记录一个位置点。从图 9 可见，TLE_1 经 SGP4 模型传播时，误差呈持续累积特征：受限于高度传播结果中近地点与远地点特征不够明确，从周期内高度变化幅度分析可见，TLE_2 相较于 TLE_1，其单周期内的最大与最小轨道高度差有所减小，而 TLE_1 的 SGP4 长期传播结果中，高度变化幅度未随衰减过程表现出相应的减弱趋势^[24]。而 TLE_1 与 TLE_2 最终预测的“碎片衰减至 180km 的时间”相近，可能属于误差累积过程中形成的系统偏差。

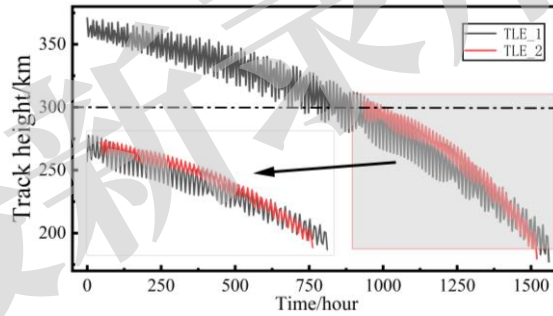


图 9 SGP4 对 49681TLE 的高度传播图
Fig.9 SGP4 to 49681TLE Height Propagation Map

4 结论

本研究面向低轨空间碎片的轨道衰减预测问题，构建了一套基于 TLE 数据的等高度间隔时间序列及序列映射 GRU 模型的预测框架。通过对高度-时间散点进行拟合并以固定高度步长反采样，所提出的时间序列有效提升了衰减动力学特征的平稳性，降低了 TLE 在低高度阶段更新稀疏与噪声不稳定带来的影响，为深度学习模型提供了更具可学习性的输入表示。基于此序列表示，构建的多层 GRU 编码器-解码器结构能够准确提取衰减过程的非线性时序模式，并在多步外推中保持稳定误差控制。实验结果显示，在 250km、300km 与 350km 三个高度段的验证中，模型分别取得 0.088 小时、0.142 小时、0.587 小时的平均绝对误差，并在 350km 长期预测条件下仍将相对误差控制在 10% - 25% 范围内，相较于 SGP4 和 SGP8 模型表现出更优的误差控制能力，证明了所提出框架在不同高度衰减情景下的稳定性与可信度。

研究结果表明，时间间隔序列结合序列映射 GRU 的方法能够有效刻画低轨碎片的衰减

特征, 其输出形式可直接服务于轨道拥挤度评估与再入时序分析, 在空间安全管理中具有应用潜力。

参考文献

- [1] TANG Jingshi, CHENG Haowen. The origin, status and future of space debris[J]. *Physics*, 2021, **50**(5): 317-323. DOI: 10.7693/wl20210505 (汤靖师, 程昊文. 空间碎片问题的起源、现状和发展[J]. 物理, 2021, **50**(5): 317-323. DOI: 10.7693/wl20210505)
- [2] National Aeronautics and Space Administration (NASA), Office of the Orbital Debris Program (ODPO). Orbital Debris Quarterly Report[EB/OL]. (2025-09)[2025-11-25]. <https://orbitaldebris.jsc.nasa.gov/quarterly-news/pdfs/ODQNV29i3.pdf> (美国国家航空航天局(NASA), 轨道碎片项目办公室(ODPO). 轨道碎片季度报告[EB/OL]. (2025-09)[2025-11-25]. <https://orbitaldebris.jsc.nasa.gov/quarterly-news/pdfs/ODQNV29i3.pdf>)
- [3] CAO Liying, SANG Jizhang, LI Bin, *et al.* Evaluation of detection, identification and rapid cataloging capabilities for space debris cloud[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, **33**(11): 1771-1781 (曹利颖, 桑吉章, 李彬, 等. 空间碰撞碎片云探测识别与快速编目能力评估[J]. 光学 精密工程, 2025, **33**(11): 1771-1781)
- [4] MO Xingjian, LIANG Wei, ZHAO Xianglei, *et al.* Analysis of COSMOS 1408 debris cloud evolution[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2025, **45**(4): 1038-1046 (莫星健, 梁伟, 赵相雷, 等. COSMOS 1408 解体碎片云演化分析[J]. 空间科学学报, 2025, **45**(4): 1038-1046)
- [5] LEDKOV A, ASLANOV V. Review of contact and contactless active space debris removal approaches[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2022, **134**: 100858
- [6] CHENG Haowen, TANG Jingshi, LIU Jing, *et al.* Orbital evolution of high area-to-mass ratio debris under the influence of radiation pressure and gravitational effects[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2013, **33**(2): 182-187 (程昊文, 汤靖师, 刘静, 等. 大面质比空间碎片在太阳光压和引力作用下的轨道演化[J]. 空间科学学报, 2013, **33**(2): 182-187)
- [7] HUANG Yong, LI Xiaojian, WANG Zhiheng, *et al.* The evolvement analysis of satellite formation under J_2 term and atmosphere drag perturbation[J]. *Aerospace Control*, 2013, **31**(3): 62-68. DOI: 10.16804/j.cnki.issn1006-3242.2013.03.013 (黄勇, 李小将, 王志恒, 等. J_2 项和大气阻力摄动作用下卫星编队构型的演化分析[J]. 航天控制, 2013, **31**(3): 62-68. DOI: 10.16804/j.cnki.issn1006-3242.2013.03.013)
- [8] DOORNBOS E, KLINKRAD H. Modelling of space weather effects on satellite drag[J]. *Advances in Space Research*, 2006, **37**(6): 1229-1239.
- [9] VALLADO D A, FINKLEMAN D. A critical assessment of satellite drag and atmospheric density modeling[J]. *Acta Astronautica*, 2014, **95**: 141-165.
- [10] PARKER W E, FREEMAN M, CHISHAM G, *et al.* Influences of space weather forecasting uncertainty on satellite conjunction assessment[J]. *Space Weather*, 2024, **22**(7): e2023SW003818.
- [11] LI Xiaobin, XUE Changbin, DAI Yuqi, *et al.* An intelligent detection method of astronomical transients based on lightweight CNN model[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2023, **43**(1): 112-118 (李晓斌, 薛长斌, 戴育岐, 等. 一种基于轻量化CNN的天文暂现源智能识别方法[J]. 空间科学学报, 2023, **43**(1): 112-118)
- [12] ZHANG Haifeng, LIAO Jiawen, DUAN Yingni, *et al.* Research and implementation of space-based moving target tracking method[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2025, **62**(20): 2037007 (张海峰,

- 廖加文, 段颖妮, 等. 天基空间动目标跟踪方法研究与实现[J]. 激光与光电子学进展, 2025, **62**(20): 2037007)
- [13] MUCIACCIA A, FACCHINI L, MONTARULI M F, *et al.* Radar observation and reconstruction of C osmos 1408 fragmentation[J]. *Journal of Space Safety Engineering*, 2024, **11**(1): 143-149
- [14] ZHANG W, ZHANG K K, LI X X, *et al.* Improving LEO short-term orbit prediction using LSTM neural network[J]. *Advances in Space Research*, 2025, **76**(1): 481-496
- [15] GUO Y, LI B C, SHI X S, *et al.* Enhancing medium-orbit satellite orbit prediction: application and experimental validation of the BiLSTM-TS model[J]. *Electronics*, 2025, **14**(9): 1734
- [16] ZHANG H Y, ZHAO C M, HE Z B, *et al.* A seq2seq model based on autocorrelation attention for long-term orbit prediction using two-line element[J]. *Advances in Space Research*, 2025, **76**(3): 1729-1739
- [17] LEE J, LEE J, PARK C, *et al.* Correlation between ballistic coefficients and natural decay times of space debris in very low Earth orbit[J]. *Advances in Space Research*, 2025, **76**(9): 5345-5366
- [18] KUAI Jiawei, ZHAO Kexin, SUN Ligang, *et al.* A method of space debris re-entry time prediction using LSTM neural network based ballistic coefficient pre-estimation[J]. *Journal of Astronautics*, 2022, **43**(12): 1731-1738 (蒯家伟, 赵柯昕, 孙立刚, 等. 一种 LSTM 模型预测 BC 值的空间碎片无控再入预报方法[J]. 宇航学报, 2022, **43**(12): 1731-1738)
- [19] GUAN Y M, LI Z H, GAO X L. Research on intelligent orbit life prediction model of low Earth orbit vehicle[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2025, **159**: 109977
- [20] JUNG O, SEONG J, JUNG Y, *et al.* Recurrent neural network model to predict re-entry trajectories of uncontrolled space objects[J]. *Advances in Space Research*, 2021, **68**(6): 2515-2529
- [21] SALMASO F, TRISOLINI M, COLOMBO C. A machine learning and feature engineering approach for the prediction of the uncontrolled re-entry of space objects[J]. *Aerospace*, 2023, **10**(3): 297
- [22] KUMAR R, SINGH R, CHINNAPPAN A K, *et al.* Simulation of the orbital decay of a spacecraft in low Earth orbit due to aerodynamic drag[J]. *The Aeronautical Journal*, 2022, **126**(1297): 565-583
- [23] HAN Lei, CHEN Lei, ZHOU Bozhao. Precision analysis of SGP4/SDP4 implemented in space debris orbit prediction[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2004, **24**(4): 65-71 (韩蕾, 陈磊, 周伯昭. SGP4/SDP4 模型用于空间碎片轨道预测的精度分析[J]. 中国空间科学技术, 2004, **24**(4): 65-71)
- [24] CHEN Shunyi, YANG Zhen, WANG Hua, *et al.* Adaptive lifetime prediction method for uncontrolled re-entry of LEO space objects[J]. *Journal of Astronautics*, 2025, **46**(3): 555-567 (陈顺毅, 杨震, 王华, 等. 低轨空间目标无控再入的自适应寿命预报方法[J]. 宇航学报, 2025, **46**(3): 555-567)

作者简介:



文章义 男, 1999 年 9 月出生于云南省昭通市, 现为昆明理工大学国土资源工程学院在读硕士研究生, 主要研究方向为低轨碎片轨道衰减预测精度提升的方法。
E-mail:20242201112@stu.kust.edu.cn



陈俊宇 男, 1989 年 1 月出生于云南省大理市, 现为昆明理工大学国土资源工程学院讲师, 硕士研究生导师。主要研究方向为空间态势感知。
E-mail:jychen@kust.edu.cn