

基于 HDBSCAN 的巨型星座轨道模型简化方法*

张帅长^{1,2}, 李亚平^{1†}

(1 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100190; 2 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100049)

(2025 年 1 月 9 日收稿; 2025 年 4 月 17 日收修改稿)

Zhang S Z, Li Y P. HDBSCAN-based orbit model simplification method for mega-constellations [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2026, 43(5): 687-693. DOI: 10. 7523/j.ucas. 2025. 024.

摘要 随着巨型星座的卫星数量激增, 星座轨道仿真与可视化所需的计算资源急剧增加。为解决巨型星座在存储空间与算力受限的移动设备上可视化效率低下的问题, 提出一种基于 HDBSCAN 算法的轨道模型简化方法。该方法采用两步聚类策略, 首先对星座轨道进行类别划分, 然后在各类别内进一步细分轨道面, 并以聚类中心作为简化表示。以 Starlink 星座为例, 结果显示, 轨道数据从 6 778 条压缩至 279 条。在本实验硬件环境下, 可视化帧率得到大幅提升, 且简化后的轨道模型有效保留了巨型星座的结构特征。

关键词 巨型星座; 轨道可视化; 轨道简化; HDBSCAN; Starlink

中图分类号: TP399 **文献标志码**: A **DOI**: 10. 7523/j.ucas. 2025. 024

HDBSCAN-based orbit model simplification method for mega-constellations

ZHANG Shuaizhang^{1,2}, LI Yaping¹

(1 Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2 School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract With the surge in the number of satellites in mega-constellations, the computational resources required for constellation orbit simulation and visualization have increased dramatically. To address the issue of inefficient visualization of mega-constellations on mobile devices with limited storage and computational power, this paper proposes an orbit model simplification method based on the HDBSCAN algorithm. This method employs a two-step clustering strategy: first, categorizing the constellation orbits, and then further subdividing the orbital planes within each category, using the cluster centers as simplified representations. Using the Starlink constellation as an example, experiments show that the orbit data is compressed from 6 778 to 279 tracks. Under the experimental hardware environment, the visualization frame rate is significantly improved, and the simplified orbit model effectively retains the structural characteristics of the mega-constellation.

* 北京市自然科学基金(1234041)资助

† 通信作者, E-mail: liyp@aircas. ac. cn

Keywords mega-constellation; orbit visualization; orbit simplification; HDBSCAN; Starlink

近年来,随着小型卫星技术的进步和发射成本的降低^[1],低轨(low earth orbit, LEO)巨型星座的建设得到迅速发展^[2-3]。传统导航卫星系统的卫星数量通常在 24~35 颗,而 LEO 巨型星座的卫星数量显著增长。例如,Starlink 计划部署多达 42 000 颗卫星^[4],OneWeb 计划部署 6 372 颗卫星^[5]。卫星数量的激增对星座仿真与可视化实现提出了更高的计算资源需求。此外,移动设备因其携带方便、能即时通信的特点,成为航天信息应用的重要载体,尤其在卫星控制和仿真领域。但移动设备的计算能力和存储容量有限,对于处理巨型星座轨道的能力不足,如何将星座仿真与可视化处理从传统高算力服务器转向移动设备上,成为工程上一个亟待解决的问题。

目前,在星座表达方面,吕春东等^[6]和王乾等^[7]借助卫星工具包(satellite tool kit, STK)对北斗卫星导航系统、全球定位系统星座轨道进行了可视化仿真。STK 具备强大的可视化仿真能力,但在处理巨型星座时,其计算负担和资源需求显著增加,难以实现高效的轨道可视化。陈心兰^[8]基于开源 Cesium 引擎库构建卫星可视化仿真平台,实现了多场景的可视化表达。然而,由于 Cesium 是基于 WebGL 环境,在处理巨型星座的大规模轨道数据时,其渲染效率难以满足需求。

此外,随着巨型星座轨道数量的增多,大量的轨道要素在系统仿真可视化展示过程中会引起视觉混乱,尤其在移动设备上处理展示星座态势时,效果更差。本文从轨道数据简化入手来解决巨型星座轨道要素的可视化效率问题。

为直观展示卫星轨道的分布特征,蔡熙等^[9]采用 K-means 算法对全球卫星导航系统卫星的轨道进行聚类并简化,以提升轨道的显示效率。然而, K-means 算法需预先设定聚类数,且无法识别噪声和异常值,在处理复杂轨道构型的巨型星座时适应性较差,存在显著局限性。

针对上述问题,本研究提出一种基于带噪声的基于密度的分层空间聚类(hierarchical density-based spatial clustering of applications with noise, HDBSCAN)的 LEO 巨型星座轨道模型简化方法。该方法创新性地采用两步聚类策略,首先利用 HDBSCAN 的密度聚类特性,对星座轨道进行类

别划分;随后在每个轨道类别内进一步细分独立的轨道面,并以聚类中心作为轨道的简化表示。这一方法在保留轨道分布特征的同时,显著优化了可视化效率,为巨型星座的高效表达提供了新的解决方案。

1 HDBSCAN 聚类算法

HDBSCAN 是一种结合带噪声的基于密度的空间聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)与层次聚类思想的聚类算法,旨在识别密度不均匀的簇,由 Campello 等^[10]提出。与 DBSCAN 依赖固定半径参数定义核心点、边界点和噪声点不同, HDBSCAN 通过动态扩展邻域半径确定核心点,并引入最小簇的样本数参数 min cluster size 来增强聚类的灵活性和鲁棒性。这一特性使其相较于其他聚类方法,如 K-means 需预设聚类数且对噪声敏感,谱聚类计算复杂度高且同样依赖预定簇数,更适用于轨道分布密度差异显著的巨型星座。

1.1 基本定义

HDBSCAN 算法的关键概念包括:

1)核心距离:使样本 x 成为核心点的最小邻域半径。

2)互达距离:对于任意 2 个样本点 a 和 b ,互达距离定义为核心距离和两点间欧氏距离的最大值,表达式如下

$$d_{\text{reach-}k}(a, b) = \max \{ \text{core}_k(a), \text{core}_k(b), d(a, b) \}. \quad (1)$$

其中, $\text{core}_k(a)$ 、 $\text{core}_k(b)$ 为点 a 和点 b 的核心距离; $d(a, b)$ 为点 a 和点 b 之间的欧氏距离。这一距离定义不影响密集区域的样本距离,并且扩大了稀疏区域的样本点与其他样本点的距离,从而提高了算法对噪声点的鲁棒性。

1.2 算法描述

设最小簇的样本数为 min cluster size, HDBSCAN 算法步骤如下:

1)建立最小生成树。在计算了所有点对的互达距离后,以互达距离为图的边权,利用 Prim 算法等方法构建最小生成树。

2)构建聚类层次结构。以互达距离为权重,对最小生成树的边权值递增排序,依次选取每条

边, 将边链接的2个子图进行合并, 形成具有层次结构的聚类树。

3) 压缩聚类树。自上而下遍历聚类树, 并在每个节点分裂时, 保留大于最小簇大小的子节点。

4) 提取聚类簇。通过稳定性函数计算每个簇的稳定性得分, HDBSCAN 需要找到最大得分的分裂簇方法, 同时需要满足最小簇的样本数, 并最终生成密度自适应的聚类结果。稳定性函数定义如下

$$\sum_{p \in \text{cluster}} (\lambda_p - \lambda_{\text{birth}}). \quad (2)$$

其中, λ 是距离的倒数: $\lambda = 1/\text{distance}$; λ_p 为点 p 从团簇中分离出去的 λ 值; λ_{birth} 为团簇形成时的 λ 值。

2 巨型星座轨道模型简化

2.1 卫星轨道的近似处理

卫星轨道模型用于描述人造卫星在空间中的运动轨迹。根据开普勒轨道理论, 卫星轨道的形状由轨道的半长轴 a 和偏心率 e 决定; 轨道在空间中的位置则由轨道倾角 i 、升交点赤经 Ω 和近地点幅角 ω 决定; 卫星在轨道上的具体位置由真近点角 v 描述^[11]。这6个参数称为轨道六根数, 共同构成卫星轨道运动的完整数学表达, 如图1所示。

LEO 巨型星座通常采用圆轨道设计, 轨道偏心率为0^[12]。在LEO环境下, 圆轨道具有减少轨道维持所需能量和提高轨道稳定性的优势。一些巨型卫星星座的研究设计也将偏心率设计为0^[13-14]。根据Starlink与OneWeb在轨运行卫星的轨道参数数据, 这些卫星的偏心率 e 均小于0.01, 表明轨道长半轴与短半轴的差异极小, 即轨道高

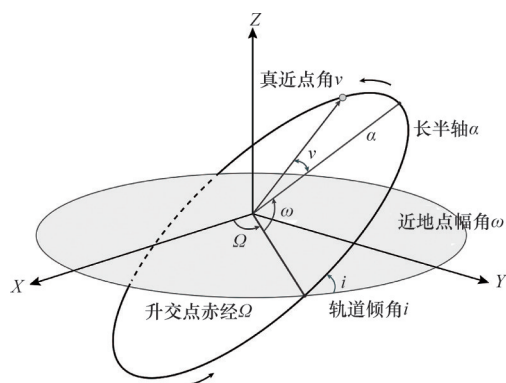


图1 开普勒轨道参数

Fig. 1 Kepler orbit elements used for satellite orbit

度变化微小, 可视为圆形轨道。综上所述, 在轨道简化处理中, 将LEO巨型星座轨道近似为圆轨道是合理的。近地点幅角是用于描述椭圆轨道中近地点位置的参数, 当卫星轨道被视为圆形轨道时, 轨道不再区分近地点和远地点, 该参数失去意义。

2.2 卫星轨道简化模型

巨型星座通常由多种不同类型的轨道组成, 以满足特定的任务需求和覆盖范围。根据轨道参数的物理含义, 在圆轨道中, 轨道类型的差异主要体现在轨道半长轴和轨道倾角上, 它们分别决定了轨道高度和轨道面的倾斜程度; 对于同一轨道类型, 不同轨道面之间的差异则体现在升交点赤经上, 该参数决定了轨道平面与赤道平面交点的位置。

巨型星座通常包含多种轨道类型, 例如不同倾角、高度的卫星群, 其轨道分布呈现复杂且异构的特性。若直接对所有轨道进行整体聚类, 不同参数分布差异会导致密度空间失衡, 进而降低聚类精度和稳定性。针对巨型星座的构成特性, 本研究提出两步聚类方法, 通过分步处理不同维度的特征, 有效减缓参数间的干扰, 提升聚类效果。

具体而言, 该方法在于充分利用巨型星座轨道的层次结构特性, 并针对性地解决整体聚类的不足。第1步是对轨道类型进行分组, 将星座轨道划分为不同轨道类别, 这一阶段基于轨道的半长轴和倾角需求进行粗分类, 明确子星座的构成; 第2步则在同一轨道类型内进一步聚类, 提取出独立的轨道面, 从而细化轨道分布。

其具体流程如图2所示。考虑到半长轴 a 和轨道倾角 i 的量纲差异, 本研究采用最小最大归一化方法对数据进行预处理。其中, α 、 i 、 Ω 分别为半长轴、轨道倾角及升交点赤经的集合; α_N 、 i_N 为归一化后结果; C_n 、 $P_{n,m}$ 为分步聚类后得到的不同簇结果。完成巨型星座的两步聚类后, 对不同簇的卫星轨道进行重新赋值。同一轨道类型内的轨道半长轴和轨道倾角赋为均值, 同一轨道面内的升交点赤经赋为均值。

2.3 参数选取

为优化聚类算法的性能, 选用2个常用的内部评价指标进行参数调优: 轮廓系数 (silhouette coefficient, SC)^[15] 和 CH (Calinski-Harabasz) 指数^[16]。这2个指标作为无监督评价标准, 不依赖外部真实标签信息, 能够独立评估聚类结果的质

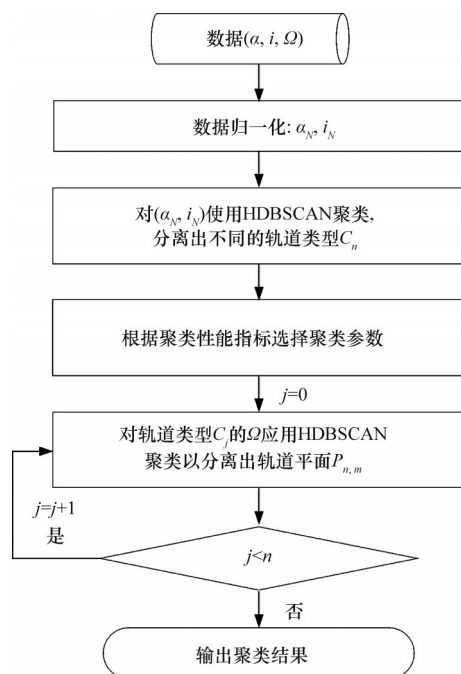


图2 卫星轨道聚类流程图

Fig. 2 Satellite orbit clustering flowchart

量。SC衡量的是每个样本点的簇内相似度与簇间相似度,本研究的SC为所有样本点的均值;CH通过计算簇的紧密度和簇间分离度评估整体聚类质量。通过这2个评价指标的综合表现,可以评估不同的参数设置下聚类结果的质量,从而帮助选择最优的参数配置,确保聚类算法在巨型星座轨道数据处理中的准确性。

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

对比验证所使用的实验环境如下:Windows 11,软件为STK 11.6与Cesium平台,处理器为13th Gen Intel® Core™ i5-13400F,内存为16 GB,显卡为NVIDIA GeForce RTX 3050 OEM。

3.2 Starlink

Starlink星座是由SpaceX公司设计并部署的LEO巨型卫星星座,其构型具有高密度分布、分层轨道设计和全球覆盖的特点。截至2024年12月,星座规模已超过6 000颗,并计划在未来扩展到42 000颗。本研究使用的实验数据为2024年12月7日Starlink的TLE数据(<https://celestrak.org>),共包含6 778颗Starlink卫星的轨道信息。

3.3 模型应用

首先对巨型星座中的不同轨道类型进行聚类。在确定聚类数目时,一些传统方法(如

K-means、DBSCAN等)通常依赖于经验或主观判断,导致结果不够稳定且缺乏普适性。为避免这一问题,本研究将输入参数min cluster size设置为10~300,根据轨道类型的聚类数量对不同参数的聚类结果进行分类。结合实际情况,将簇数量限制在6~15,分别计算不同参数设置下的最优SC、CH作为聚类结果的得分。图3(a)展示了不同聚类数目下,聚类性能指标SC和CH的变化趋势。观察图中曲线趋势可知,当聚类数目为7时,SC和CH指标均达到峰值,表明在其对应的参数配置下,聚类结果的凝聚度和分离度最优,聚类效果最好。因此,选择7作为最优聚类数。

根据HDBSCAN算法生成的簇标签来可视化Starlink轨道类型的聚类结果,单个簇和噪声的可视化结果如图4所示。在轨道类型聚类完成后,需基于不同轨道类型的升交点赤经数据提取出不同的轨道面。升交点赤经的取值范围为 $[0^\circ, 360^\circ)$,其数据分布能直接反映卫星轨道在地球赤道平面上的位置特征。升交点赤经数据分布密集,呈现明显的分组特征,且不同分组之间的间距较为均匀(见图4)。基于这一特性,可以有效识别并聚类出同一轨道面的卫星轨道,从而实现对巨型星座轨道面结构的精确划分。数据显示,不同轨道面的卫星分布数量较为一致,在轨道面聚类中将min cluster size参数统一设定为10。

3.4 结果分析

根据本文针对巨型星座所构建的两步聚类处理模型,第1步依据半长轴和轨道倾角等轨道参数进行轨道类型聚类,各轨道类型的聚类统计信息如表1所示。第2步通过升交点赤经在每个类别内进一步细分为不同的轨道面,聚类结果如表2所示。

为验证简化模型的准确性,将简化后的轨道数据与原始轨道数据进行了对比,结果如下:

1)轨道半长轴误差:平均偏差7.65 km,相对偏差,即简化前后的轨道半长轴变化小于2‰,对于分辨率为1 920×1 080的显示设备像素变化不到2个单元。这表明简化后轨道的可视化变化较小,保持了较高的精度。

2)轨道倾角误差:平均绝对偏差为 0.096° ,表明简化模型在轨道平面上的定位变化非常有限,保留了原轨道的基本结构。

3)升交点赤经误差:平均绝对偏差 0.325° ,

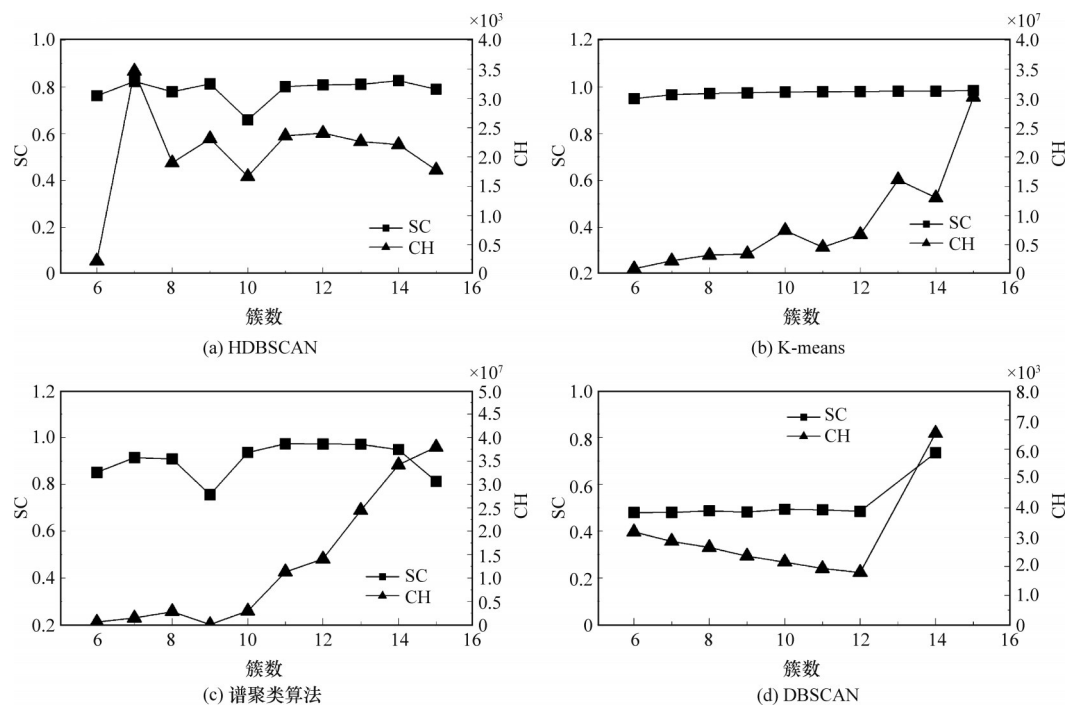


图 3 聚类效果对比
Fig. 3 Comparison of clustering results

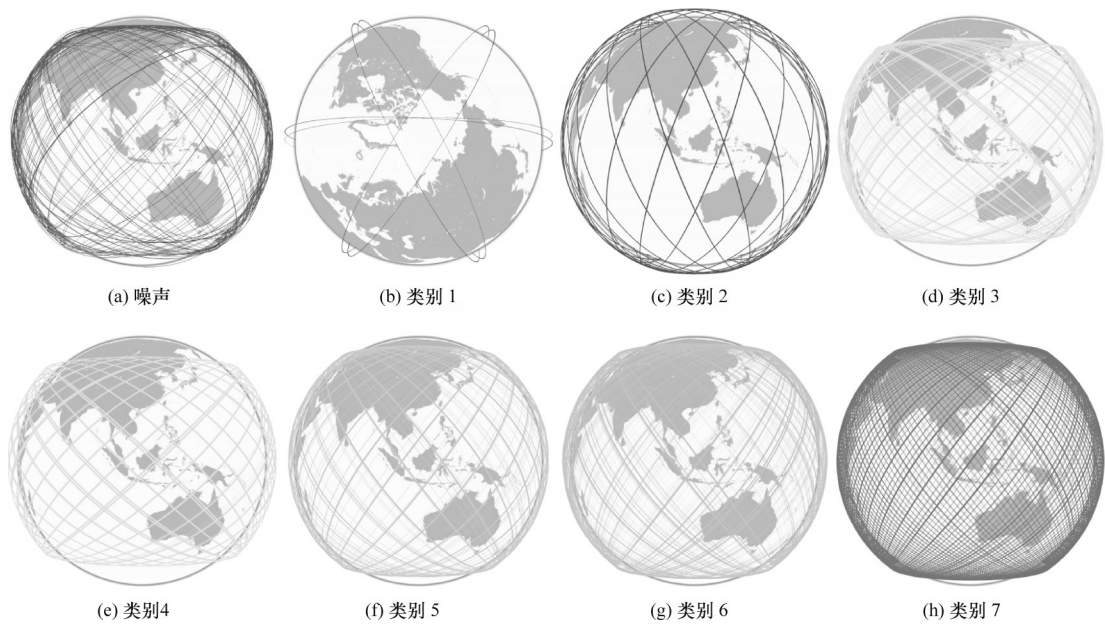


图 4 轨道类型簇可视化
Fig. 4 Satellite orbit type cluster visualization

虽然简化过程中有一定误差,但整体仍能准确反映轨道的空间分布。

聚类结果表明,该两步聚类模型在处理巨型星座的轨道模型简化问题上表现出良好的适用性和可靠性。它能够提炼出巨型星座的轨道类型和轨道面构成,体现了巨型星座的分层结构、轨道面在赤道平面的分布特性及同一轨道面内轨道的紧

凑性。从简化结果的精度来看,简化模型能够高度准确地重现Starlink系统的轨道组成与构型特点。

3.5 算法对比分析

采用统一数据集,对比 K-means、谱聚类与 DBSCAN 算法的聚类性能。鉴于同一类型的卫星轨道面具有均匀分布的特性,本实验重点评估不同算法在卫星轨道类型划分中的有效性。如

表 1 轨道类型聚类结果			
Table 1 Clustering results of orbit types			
轨道类型	卫星数量	平均半长轴/km	平均轨道倾角/(°)
1	231	6 938	97.68
2	396	6 948	70.00
3	705	6 833	43.01
4	1 342	6 939	43.01
5	388	6 733	53.15
6	969	6 841	53.14
7	2 476	6 921	53.15
噪声	271	-	-

表 2 轨道面聚类结果		
Table 2 Clustering results of orbit planes		
轨道类型	轨道面数量	噪声数量
1	5	0
2	21	0
3	28	40
4	35	1
5	22	31
6	37	88
7	131	81

图 3(b)所示,K-means 算法的 SC 在不同簇数下保持稳定高位水平,此现象源于其强制分配机制(即将所有数据点划分至预设簇中)。该机制有利于维持簇结构完整性,却易导致噪声点被错误归类。随着簇数量的增加,CH 指数呈现急剧上升趋势,算法因过度细分簇结构而产生过拟合现象。

图 3(c)展示了谱聚类在不同簇数下的 SC 和

CH 趋势。由于谱聚类不区分噪声点,将所有点划分为簇,SC 指标同样呈现高位特征。然而,随着簇数量的增加,SC 和 CH 的变化趋势并不一致,这使得最佳聚类数的确定变得困难。

图 3(d)展示了 DBSCAN 算法的 SC 和 CH 趋势。与 HDBSCAN 相比,DBSCAN 的 SC 和 CH 指标均较低。这表明,尽管二者均为基于密度的聚类算法,且对噪声数据具有一定的鲁棒性,HDBSCAN 在分类结果上更为清晰。DBSCAN 倾向于将稀疏的轨迹数据识别为噪声,而 HDBSCAN 则表现出对轨迹数据更高的容忍度,从而保留了更多有意义的聚类信息。

在实际运行中,卫星轨道会因多种摄动力而偏离设计轨道,这种偏离通常表现为数据中的噪声。K-means 和谱聚类算法不适合处理这类带有噪声的数据聚类问题。DBSCAN 对噪声具有一定的鲁棒性,但相较于 HDBSCAN,其分类清晰度和信息保留能力较弱。

3.6 可视化效率提升

简化后的轨道模型在可视化效率方面得到显著提升。简化过程有效减少了轨道数据的复杂度,将轨道数量从 6 778 条压缩到 279 条,从而降低了可视化所需的硬件资源。

图 5 为简化前后的 Starlink 卫星轨道模型的可视化效果对比,受益于轨道模型数量的减少,其轨道的构型分布得到更加清晰的描述。相比于简化前,简化后的模型能够显著加快数据加载和渲染速度,渲染过程更加流畅。如图 6 所示,在 STK

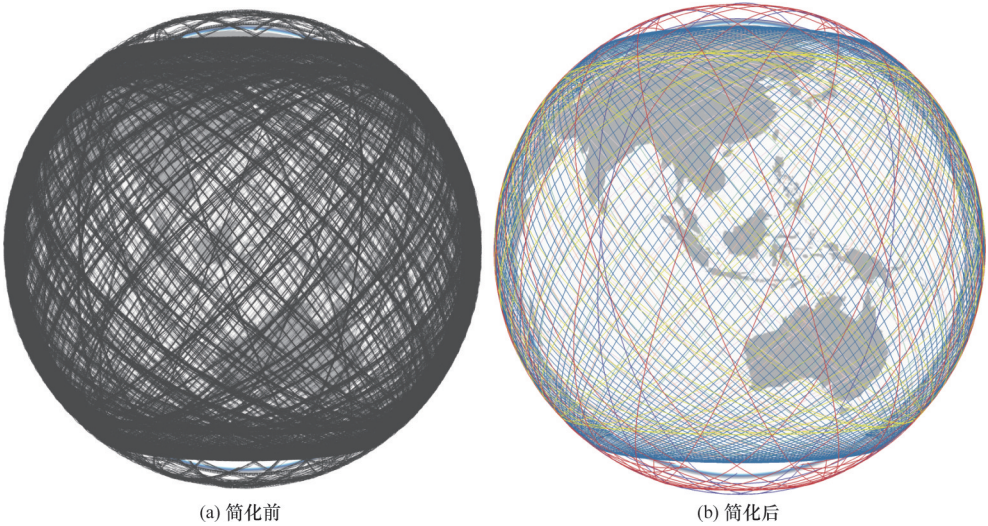


图 5 简化前后的星链卫星轨道模型比较

Fig. 5 Comparison of Starlink satellite orbit models before and after simplification

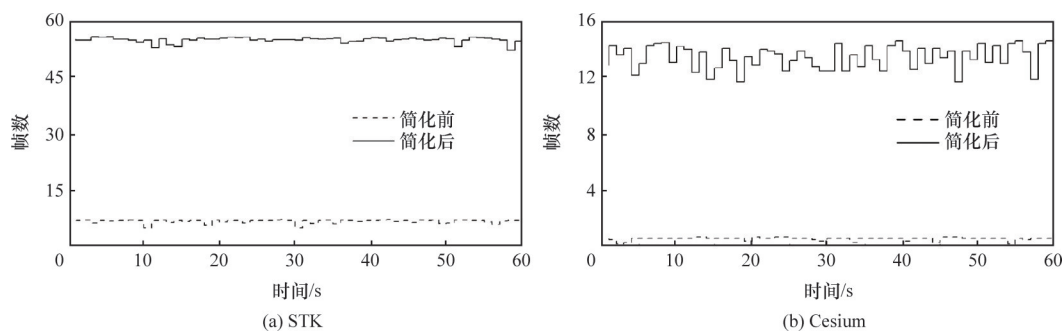


图6 每秒帧数对比

Fig. 6 Comparison of frames per second

实验环境下,平均帧率从7帧/s提升至55帧/s;在Cesium实验环境下,平均帧率从0.6帧/s提升至13.4帧/s。由此可知,该简化策略有效保留了巨型星座构型特征,并显著提升了可视化性能。

4 结论

针对巨型星座的仿真可视化系统从高算力服务器向低资源移动设备移植过程中存在可视化效率低下的问题,本研究提出一种基于HDBSCAN的轨道模型简化方法。通过构建轨道类别划分和轨道面细分的两步聚类框架,并以聚类中心作为簇内轨道的简化表示,实现轨道数据量的压缩。在Starlink星座仿真场景下验证算法的有效性,结果显示,相较于原始轨道模型,本方法能有效压缩轨道数量,且能保留巨型星座的结构特征,提升可视化效率。该方案从轨道数据简化角度为巨型星座可视化提供了新的解决方案,未来研究将探索动态星座的自适应聚类策略,以进一步优化方法的适用性。

参考文献

- [1] Xie H R, Zhan Y F, Zeng G M, et al. LEO mega-constellations for 6G global coverage: challenges and opportunities[J]. IEEE Access, 2021, 9: 164223-164244. DOI:10.1109/ACCESS.2021.3133301.
- [2] 刘宇婷,田丰,李国通.一种高效的低轨卫星网络反向缝建链策略[J].中国科学院大学学报,2023,40(2):240-249. DOI:10.7523/j.ucas.2021.0039.
- [3] 刘婉莹,夏师懿,姜泉江,等.低轨卫星网络基于跳波束的资源调度算法[J].中国科学院大学学报,2020,37(6):805-813. DOI:10.7523/j.issn.2095-6134.2020.06.012.
- [4] Liu A R, Xiong Y Q, Hui J J, et al. Research on Starlink ephemeris published by SpaceX[J]. Chinese Astronomy and Astrophysics, 2025, 49(1): 193-218. DOI: 10.1016/j.chinastron.2025.03.005.
- [5] Pachler N, Del Portillo I, Crawley E F, et al. An updated comparison of four low earth orbit satellite constellation systems to provide global broadband [C]//2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). June 14-23, 2021. Montreal, QC, Canada. IEEE, 2021: 1-7. DOI: 10.1109/ICCWorkshops50388.2021.9473799.
- [6] 吕春东,王佳,闫飞.应用STK工具的BDS仿真分析[J].导航定位学报,2018,6(2):82-86. DOI: 10.16547/j.cnki.10-1096.20180215.
- [7] 王乾,谢超,董晶晶,等.基于STK软件的GPS M码卫星星座服务性能仿真分析[C]//第十二届中国卫星导航年会论文集:S03 导航信号与信号处理.南昌,2021:134-137. DOI:10.26914/c.cnkihy.2021.002378.
- [8] 陈心兰.北斗卫星导航系统空间段和地面段数据集成与星地信息可视化[D].上海:华东师范大学,2020. DOI: 10.27149/d.cnki.ghdsu.2020.000234.
- [9] 蔡熙,许承东,宋丹.多星座GNSS卫星轨道模型简化方法研究[J].北京理工大学学报,2014,34(8):819-823. DOI:10.15918/j.tbtt1001-0645.2014.08.030.
- [10] Campello R J G B, Moulavi D, Sander J. Density-based clustering based on hierarchical density estimates [C]// Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 160-172. DOI: 10.1007/978-3-642-37456-2_14.
- [11] 谢钢. GPS原理与接收机设计[M].北京:电子工业出版社,2017.
- [12] 郑鹏飞,陈宏宇,郭崇滨.低轨巨型链形星座解析设计及效能分析[J].西北工业大学学报,2022,40(1):148-157. DOI: 10.3969/j.issn.1000-2758.2022.01.019.
- [13] Yang Y H, Wu X D, Li J M, et al. Configuration design method of mega constellation for low earth orbit observation [J]. Space: Science & Technology, 2024, 4: 0175. DOI: 10.34133/space.0175.
- [14] Kak A, Akyildiz I F. Designing large-scale constellations for the Internet of space things with CubeSats[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(3): 1749-1768. DOI: 10.1109/JIOT.2020.3016889.
- [15] Rousseeuw P J. Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 1987, 20: 53-65. DOI: 10.1016/0377-0427(87)90125-7.
- [16] Caliński T, Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis [J]. Communications in Statistics-Theory and Methods, 1974, 3(1): 1-27. DOI: 10.1080/03610927408827101.