

# 用于城市三维重建的上海徐汇地区高精度光学卫星 遥感影像数据集

ISSN 2096-2223  
CN 11-6035/N

孔德裕<sup>1,2\*</sup>, 何建军<sup>3</sup>

- 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094
- 中国科学院大学, 北京 100049
- 二十一世纪空间技术应用股份有限公司, 北京 100096

**摘要:** 随着遥感卫星的发展和三维重建技术的进步, 卫星影像在高精度城市三维建模中扮演着越来越重要的角色。神经辐射场 (Neural Radiance Fields, NeRF) 是一种新颖的三维重建方法, 凭借高重建精度和无需依赖深度标签等特性逐渐成为三维视觉领域的研究重点。然而, 目前国内外尚缺乏多视角、高分辨率、高位姿精度的卫星影像数据集, 这使得利用卫星影像进行三维重建的研究受到了极大的制约。针对这一问题, 本文选用 2021–2023 年北京三号国际合作星在上海市徐汇区上海体育馆周边地区的七景遥感数据, 通过图像配准、自适应全色锐化、有理多项系数粗调整和捆集优化等处理, 获得两组面积分别为 0.73 km<sup>2</sup> 和 0.25 km<sup>2</sup> 的多视角卫星影像数据集, 并在数据来源可靠性、预处理流程规范性、分模块参数优化等多个维度对数据质量进行了严格把控。本数据集将为后续的卫星影像城市级三维重建研究——特别是 NeRF 系列研究提供有力的数据支持。

**关键词:** 城市三维重建; 上海徐汇区; 高分辨率; 北京三号国际合作星; 神经辐射场



文献 CSTR:

32001.14.11-6035.noda.2023.0012.zh



文献 DOI:

10.11922/11-6035.noda.2023.0012.zh

数据 DOI:

10.57760/sciencedb.13299

文献分类: 地球科学

收稿日期: 2023-11-23

开放同评: 2023-11-27

录用日期: 2024-03-28

发表日期: 2024-09-26

## 数据库(集)基本信息简介

|          |                                                                                                                                                                                 |
|----------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 数据库(集)名称 | 用于城市三维重建的上海徐汇地区高精度光学卫星遥感影像数据集                                                                                                                                                   |
| 数据作者     | 孔德裕, 何建军                                                                                                                                                                        |
| 数据通信作者   | 孔德裕 (Email: kongdy1999@gmail.com)                                                                                                                                               |
| 数据时间范围   | 2021–2023年                                                                                                                                                                      |
| 地理区域     | 地理范围为31°10'22"N–31°11'39"N, 121°25'23"E–121°26'46"E; 上海市徐汇区上海体育馆周边地区                                                                                                            |
| 空间分辨率    | 0.3 m                                                                                                                                                                           |
| 数据量      | 136.03MB                                                                                                                                                                        |
| 数据格式     | *.tif, *.json, *.png, *.loc, *.gif                                                                                                                                              |
| 数据服务系统网址 | <a href="https://doi.org/10.57760/sciencedb.13299">https://doi.org/10.57760/sciencedb.13299</a>                                                                                 |
| 基金项目     | 高分辨率对地观测系统重大专项 (30-Y60B01-9003-22/23)                                                                                                                                           |
| 数据库(集)组成 | 数据集包含上海市徐汇区上海体育馆周边区域的两组数据, 每一组共包含4类数据, 其中: (1) png是影像缩略图和NeRF生成图像DSM; (2) tif是BJ3N影像数据; (3) json文件存储相关元数据以及对应的rpc信息; (4) scene.loc是三个方向的偏移量与比例化参数; (5) gif为使用传统稠密重建算法得到的三维重建样例。 |

\* 论文通信作者

孔德裕: kongdy1999@gmail.com

## 引言

21 世纪以来,随着遥感卫星制造和卫星传感器的不断进步,遥感卫星数据在空间、光谱和时间维度的分辨率不断提高,空间遥感技术在资源测量、城市规划、农业发展、国家安全等相关领域发挥着越来越重要的作用<sup>[1]</sup>。其中,城市级场景重建是获取高精度城市模型的关键方法,它不仅可以作为城市三维监测重要手段参与城市环境监测和城市生态系统服务,未来还将作为基础设施为自动驾驶提供精确的数据支持,在智慧城市建设中扮演着重要角色<sup>[2-3]</sup>。长久以来,高精度的城市三维建模主要依赖无人机低空遥感影像和激光雷达获取的点云数据,而覆盖范围更广、信息要素更丰富的高分辨率卫星影像通常仅用于生成数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)。一方面,由于当前光学卫星影像的分辨率最高只能达到亚米级,如果采用流程固定的传统三维重建方法,精度很难持续优化,也无法获得理想结果;另一方面,由于缺乏大批量包含三维城市模型的深度样本数据,基于体素网格、点云等表征方法的深度学习的方法很难训练<sup>[4]</sup>。

2020 年, Mildenhall 等人提出神经辐射场(Neural Radiance Field, NeRF)<sup>[5]</sup>。这种新颖的、数据驱动的自监督学习模型使用神经网络定义的连续隐式函数来表征三维场景<sup>[6]</sup>,凭借超强的三维表达能力和潜在的应用价值很快引起研究人员的广泛关注。神经辐射场的主要优势在于,它可以仅利用多个视角的图像和位姿信息,而无需任何先验深度信息,就能够获得照片级精度的三维场景重建结果<sup>[4]</sup>。显然,这种优势与当前大规模场景建模所面临的挑战完美契合,于是 NeRF-Wild<sup>[7]</sup>、Mega-NeRF<sup>[8]</sup>、Block-NeRF<sup>[2]</sup>等变体模型先后被提出,可实现非控条件、跨街区、城市级场景的快速三维重建。然而,目前针对神经辐射场在高分辨率卫星影像领域的研究和应用仍处于探索阶段<sup>[9-10]</sup>,一个重要的限制在于目前尚缺乏能够完全满足 NeRF 模型要求的高分辨率卫星影像的数据集。

NeRF 模型的输入需要多张来自不同倾角的高分辨率卫星影像,具体来说数据集的创建面临以下挑战。首先是分辨率的要求,理想的 NeRF 卫星数据集分辨率需要达到 0.3 m,而当前国内分辨率最高的光学传输型立体测绘卫星高分七号分辨率为全色 0.65 m、多光谱 2.6 m,尚无法满足要求。另一方面,高分辨率光学卫星重访周期约为 4-8 天,回归周期约 60 天<sup>[11-12]</sup>,因此获取同一区域不同倾角的卫星影像往往需要较长的时间跨度。考虑到其中部分影像可能因为云量太大或其他复杂天气无法正常使用,时间周期可能还要延长。多期、长时间跨度的卫星影像带来的直接后果就是可能出现大规模的场景变化,这种变化对三维模型重建来说是可能致命的。除此之外,由于卫星搭载的立体相机成像复杂,且传感器的严密模型涉及卫星重要参数一般不会公开,因此卫星传感器通常会使用有理函数模型来拟合严密模型,漫长的时间跨度也势必导致不同时刻的有理函数模型与卫星影像之间出现不一致,从而影响重建效果。

基于上述研究背景,本研究选取 2021 年 12 月至 2023 年 1 月期间,北京三号国际合作卫星在上海市徐汇区上海体育馆周边地区的七景遥感数据进行处理。通过采用多种遥感影像处理方法,成功获取了两组分辨率为 0.3 m 的光学卫星影像,这些影像所覆盖的兴趣区域(Area of Interest, AOI)面积分别为 0.73 km<sup>2</sup> 和 0.25 km<sup>2</sup>,区域的空间变化相对较小从而确保了数据的可用性。对于图像的有理多项式系数,通过对影像裁剪后的粗调整和多幅影像的捆集调整将平均重投影误差降低到 0.3 (像素)以下,增强了有理函数模型的一致性。最后,重新整理、组织了包括太阳高度角在内的与几何重建和光路追踪相关的元数据,进一步提高了数据集的丰富度。

本数据集涵盖多期不同倾角的卫星影像,分辨率达到 0.3 米,将为未来的卫星影像城市级三维

重建研究，尤其是 NeRF 系列应用研究，提供强有力的数据支持。

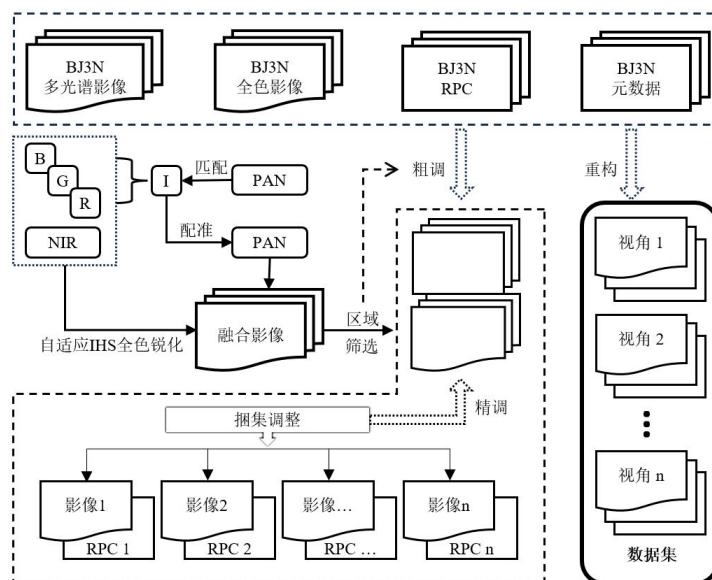
## 1 数据采集和处理方法

### 1.1 数据源

本研究使用北京三号国际合作星（BJ3N）L1 级产品（传感器校正），源数据包含 0.3 m 分辨率的全色数据和 1.2 m 分辨率的四波段多光谱数据；元数据不仅包含数据覆盖的地理范围，还包括采集角度和对应的太阳方位角信息，对三维重建时光路追踪具有重要参考意义。北京三号国际合作星是二十一世纪空间技术应用股份有限公司运控的甚高分辨率、高性能光学遥感卫星，目前在轨两颗卫星（BJ3N1, BJ3N2），具备全球任一地点 30 厘米原始分辨率的成像能力，影像质量达到国内领先、国际先进水平<sup>[13-14]</sup>。

### 1.2 数据处理

原始数据提供 0.3 m 分辨率的全色数据和 1.2 m 分辨率的多光谱数据，而三维重建研究需要图像兼具颜色信息和高分辨率，因此对多光谱图像和降采样后的全色影像采用尺度不变特征变换匹配算法（Scale-Invariant Feature Transform, SIFT）进行特征点匹配和重投影得到配准结果，再使用自适应 IHS 全色锐化方法得到高分辨率的彩色遥感图像。在此基础上，对图像尺寸和每组图像对应的 RPC 做了相应调整，使其更能符合遥感影像三维重建的要求。整体流程图如图 1 所示：



注：B、G、R、NIR 为多光谱图像对应的蓝、绿、红、近红外四个波段，I 为转换后的亮度分量，PAN 为全色波段；RPC 为有理多项式系数；数据集包含多个视角下的影像、RPC 与元数据。

Note: B, G, R and NIR are the four bands of blue, green, red and near infrared corresponding to multi-spectral images, I is the converted brightness component, and PAN is the panchromatic band; RPC is a rational multinomial coefficient; The data set contains images, RPC and metadata from multiple perspectives.

图 1 数据处理主要流程示意图

Figure 1 Schematic diagram of main flow of data processing

### 1.2.1 图像匹配与配准

为了实现多光谱图像与全色图像的像素级融合，必要的预处理就是像素对齐。将全色图像降采样到与多光谱图像相同的分辨率，同时对多光谱图像进行颜色空间转换，——剔除与颜色不相关的红外波段后，将 RGB 颜色空间转换为 IHS 并提取其中的亮度分量。随后，利用尺度不变特征变换方法提取图像的特征点，并构建相应的关键点描述符，以便进行后续的特征匹配。匹配过程通过快速最近邻搜索方法 KD 树建立特征点之间的对应关系，这有助于加速匹配过程并提高效率。同时，为了确保匹配的准确性和可靠性，采用随机抽样一致方法（Random Sample Consensus, RANSAC）对匹配结果进行优化，剔除其中可能的误匹配点。最后，借助上述匹配过程估计的单应变换矩阵，可以完成全色图像投影到与多光谱图像的对齐，平均对齐率（特征点重投影在  $\pm 0.5$  像素范围内）达到 90% 以上。

### 1.2.2 图像融合

实际应用中，全色影像与多光谱影像的融合通常使用分量替换融合法，如 IHS 替换融合、主成分分析替换融合和 Brovey 变换融合<sup>[15]</sup>。由于基础的 IHS 融合算法依赖 IHS 变换，只能应用于三通道图像，而高分辨率遥感影像通常包含 B、G、R、NIR 四通道，一种对应的变体是 GIHS（Generalized-IHS）融合算法<sup>[16]</sup>。

GIHS 融合算法从理论上验证了 IHS 融合对多通道适配的科学性，且能保证融合图像空间分辨率满足要求，但由于操作过程中的强度分量是来自多个通道的加权平均，而固定的权重系数往往会导致很多情况下颜色失真不可避免。

因此，本研究使用 Rahmani 等人提出的自适应 IHS 全色锐化方法（AIHS）<sup>[17]</sup>，一方面对不同图像采用自适应的权重系数，通过公式（1）与（2）所示的拉格朗日乘子法优化多通道系数，有效改善了颜色失真的问题；另一方面，由于自适应权重系数会导致融合图像边缘模糊，因此采用边缘自适应的 IHS 方法，使用 Canny 算子检测边缘并对边缘区域使用 IHS 融合算法进行融合，而对其他区域采用 AIHS 方法，从而可以在不影响空间分辨率的基础上改善颜色失真问题。

$$P \approx \sum_{i=1}^N \alpha_i M_i \quad (1)$$

$$\min_{\alpha} G(\alpha) = \sum_x \left\{ \sum_i (\alpha_i M_i(x) - P(x))^2 + \gamma \sum_i (\max(0, -\alpha_i))^2 \right\} \quad (2)$$

注：公式（1）表示全色波段  $P$  来源于多光谱图像各波段的近似线性组合， $M_i$  为多光谱波段， $\alpha_i$  为对应系数；公式（2）用于对系数进行拉格朗日线性优化，拉格朗日乘子  $\gamma$  确保系数非负。

### 1.2.3 图像裁剪

由于源数据覆盖范围超过  $4 \text{ km}^2$ ，这会造成三个主要问题。首先，卫星几何校正和图像配准过程对卫星影像进行一定范围内的平移和旋转，所以在图像边缘——尤其是四个顶点处会出现像素部分区域缺失；其次，大范围的覆盖区域使得三维重建和图形渲染计算量的急剧增加，导致计算资源面临挑战；此外，大规模地图场景通常包含更多变动区域，这会影响重建过程中的特征匹配和光路追踪，从而对最终的三维重建效果产生不利影响。

针对这些问题，通过手动筛选选取了整幅图像中建筑物几何形状规则完整、阴影与光照变化简单且建筑物变动相对较小的两个区域作为目标区域，图像像素规模分别为  $2500 \times 2500$  和  $1500 \times 1500$ ，对应  $0.73 \text{ km}^2$  和  $0.25 \text{ km}^2$  的 AOI。

#### 1.2.4 RPC 粗调

以 NeRF 为代表的高精三维重建除了需要高分辨率的图像之外，还需要图像对应的传感器位姿，由于保密和国家安全等原因，高分辨率遥感卫星的位置和姿态信息通常无法直接获取。因此，在实际应用中研究人员通常采用有理函数模型（Rational Function Model, RFM）来拟合传感器的严密模型。RFM 的原理是通过一系列地面空间坐标的多项式比值来拟合像素坐标，其核心参数是模型的有理多项式系数（Rational Polynomial Coefficients, RPC）。

尽管初始影像的 RPC 精度很高，但在图像配准过程中，全色图像的单应性变换改变了遥感影像与 RPC 之间的对应关系；另外，图像裁剪过程也使得最终的像素坐标系与 RPC 对应的坐标系存在偏置，导致 RPC 与遥感影像之间存在较大偏差。因此，利用像素坐标系的相对变换对全色影像的 RPC 进行了相应的调整，使其绝对精度满足后续研究需求。

#### 1.2.5 捆集调整

事实上，使用多视图像进行三维重建时不仅要控制相机的绝对位姿，更重要的是多幅影像对应的位姿应该具有一致性，否则同一个 3D 点经过不同影像映射到三维空间中的位置将存在显著差异，导致后续三维重建过程存在系统性误差。因此采取捆集调整（Bundle Adjustment, BA）优化了各影像的 RPC，确保其满足一致性，具体步骤如下：

（1）在每幅输入图像中检测 SIFT 特征点，同时限制每张图像的最大特征点数以提高特征匹配效率；

（2）根据图像间的重叠面积选择适合进行特征匹配的图像对，并在这些图像对之间进行特征匹配，过程中使用基线距离和周围地理距离等几何限制过滤误匹配；

（3）利用并查集算法将图像对之间的匹配点扩展成特征轨迹，并对每个特征轨迹使用成对匹配点的 RPC 三角化结果来计算其三维坐标；

（4）根据特征轨迹构建图像对之间的极线图，并采用启发式算法从特征轨迹中选择一个优化的子集以减少冗余并提高鲁棒性；

（5）定义捆集调整的参数，包括每个图像的校正旋转矩阵、特征点三维坐标等。使用高斯牛顿算法迭代优化这些参数，从而最小化重投影误差；

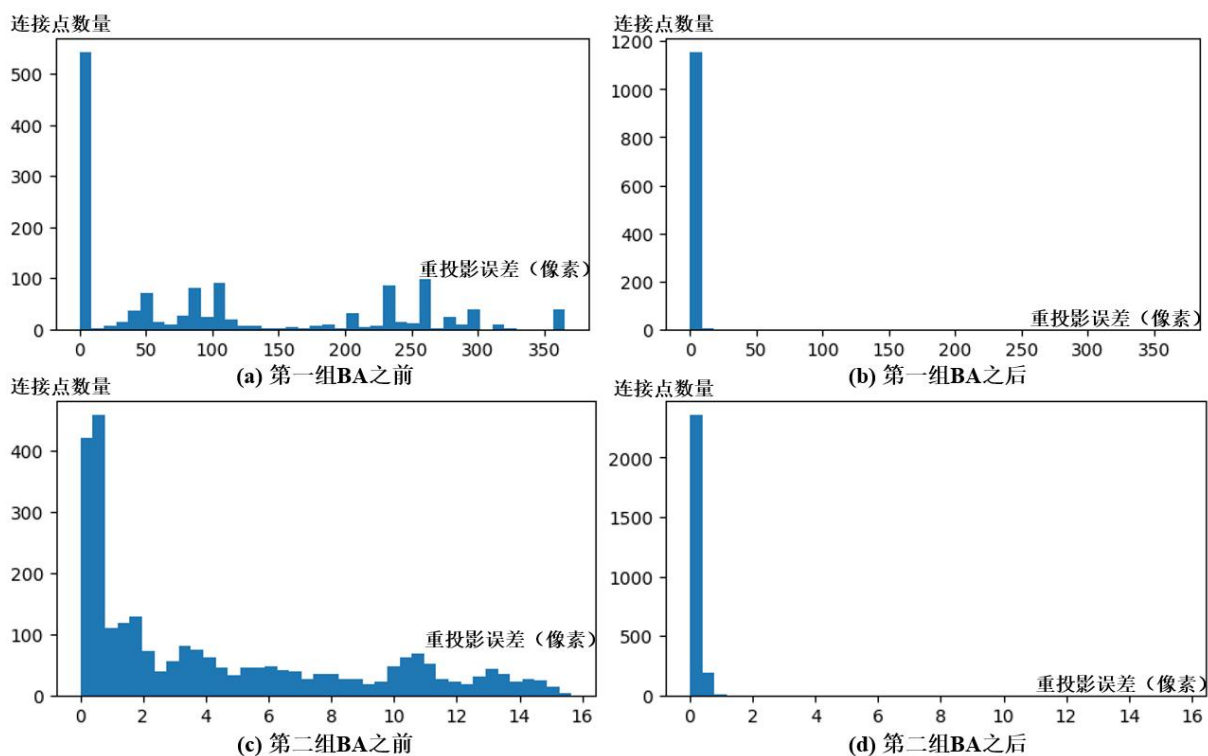
（6）根据优化结果为每个图像拟合校正后的 RPC 模型，并通过漂移校正使场景位置接近优化前的位置。

两区域相关信息与 BA 调整前后的重投影误差统计值对比如表 1 所示，重投影误差分布变化情况如图 2 所示。

表 1 捆集调整参数与误差对照表

Table 1 Comparison table of bundle adjustment parameters and errors

| 参数                        | 区域 a               | 区域 b               |
|---------------------------|--------------------|--------------------|
| AOI 中心 (经度, 纬度)           | (31.1837,121.4364) | (31.1788,121.4435) |
| AOI 面积 (km <sup>2</sup> ) | 0.73               | 0.25               |
| BA 迭代次数                   | 247                | 53                 |
| 特征轨迹/3D 点数                | 562/550            | 1083/1079          |
| BA 之前重投影误差<br>(均值/中位数)    | 100.64/57.73       | 4.34/2.34          |
| BA 之后重投影误差<br>(均值/中位数)    | 0.28/0.13          | 0.17/0.14          |



注: 上图 (a)与(c)分别表示两组数据在 BA 之前重投影误差的统计分布直方图, 重投影误差整体比较分散; (b)与(d)表示两组数据 BA 之后的结果, 在连接点数量一致的前提下重投影误差大多集中在直方图的最左边几列。

Note: Figures (a) and (c) above respectively show the statistical distribution histograms of the projection errors of the two groups of data before BA, and the projection errors are scattered as a whole; (b) and (d) show the results after two sets of data BA. On the premise that the number of connection points is the same, the projection errors are mostly concentrated in the leftmost columns of the histogram.

图 2 BA 前后重投影误差对比

Figure 2 Comparison of projection errors before and after BA

### 1.2.6 元数据处理

BJ3N 影像初始数据可以拓展标记语言 (XML) 存储元数据, 其中包含了数据集标识、AOI 范围、光谱范围、观测角度、太阳光线、质量评估等信息。尽管 XML 在某些情况下是强大的数据交换格式, 但在遥感元数据处理中存在一系列问题, 包括数据非结构化、版本兼容性差、数据冗余和解析复杂等。鉴于本数据集主要用于遥感影像的三维重建算法研究, 因此无关信息如质量评估等被移除, 而所需的元数据被整理为 JSON 格式存储。这种转换使得元数据更加轻量化且更加易用, 同时在实际应用中更容易解析, 有助于提高数据的可用性。此外, 为了进一步改善数据结构并提高元数据的一致性, 将 RPC 文件整合为 JSON 格式, 并将其融入元数据, 从而使数据更易于管理与应用。

## 2 数据样本描述

### 2.1 数据组成

本数据集包含 2021 年 12 月至 2023 年 1 月上海体育馆周边两个区域 (AOI 分别为  $0.73 \text{ km}^2$  和  $0.25 \text{ km}^2$ ) 的遥感卫星影像三维重建数据, 卫星影像像素规模分别为  $2500 \times 2500$  和  $1500 \times 1500$ , 数据总量 136.03 MB。每组数据包括 7 个卫星位姿下的 BJ3N 光学影像和对应的元数据文件, 涉及 5 类数据格式。其中 (1) png 是影像缩略图和 NeRF 生成图像 DSM; (2) tif 是 BJ3N 影像数据, 分辨率 0.3m; (3) json 文件存储几何信息、地理信息、太阳高度角等相关元数据以及对应的 rpc 信息; (4) scene.loc 是三个方向的偏移量与比例化参数; (5) gif 为使用传统稠密重建算法得到的三维重建样例。

### 2.2 数据样本

将 BJ3N 卫星影像、初始 RPC 和元数据按照第 1.2 节各个环节处理, 即可得到满足卫星影像三维重建基本要求的两组数据, 影像样本展示如图 3 所示, 相关元数据与 RPC 信息均可以通过对应的 JSON 文件获取。



图 3 卫星影像样本

Figure 3 Satellite image samples

### 3 数据质量控制和评估

由于卫星影像用于三维重建时对数据质量要求较高，因此本数据集在创建过程中从数据来源可靠性、预处理流程规范性、分模块参数优化等多个维度对数据质量进行了严格把控。数据集来源方面，北京三号国际合作星是世界上分辨率最高的光学卫星之一，初始数据选用的 L1 级产品已完成姿轨参数解析、几何校正、辐射校正、波段配准、产品封装等流程，消除了相机光学系统的几何畸变和姿轨参数的系统误差。

在数据处理环节，确保每个流程都兼具物理层面的科学性与数据层面的准确性，图像融合中从理论分析与实际效果对比多种算法并选取 AIHS 方法，可以在不破坏空间分辨率的基础上有效改善颜色失真问题。在 RPC 处理中采用渐进的调整方法，通过先进行粗调再进行精细调整。这种方法充分利用了原始 RPC 信息，提高了调整效率，同时可以 RPC 模型在相对准确性和绝对准确性之间的平衡，使其更加可靠。

从结果来看，第一组数据（AOI 面积  $0.73 \text{ km}^2$ ）562 个 3 维点对的重投影误差均值从 100.64 降至 0.28，第二组数据（AOI 面积  $0.25 \text{ km}^2$ ）1083 个 3 维点对的重投影误差均值从 4.34 降至 0.17，RPC 的相对精度均得到显著改善。

### 4 数据价值

随着三维视觉研究的进步和智慧城市建设的不断发展，城市三维建模中遥感影像的重要性日益凸显。卫星影像具有覆盖范围广、信息要素丰富、易用性强等诸多优点，蕴藏着巨大的研究和实用价值。然而，卫星影像三维重建对数据集要求较高，不仅包括多视角的超高分辨率影像和 RPC 信息，还需要确保 RPC 与影像保持相对一致性，因此，数据集一直以来都是研究面临的关键瓶颈。

在遥感影像新视角生成与三维重建领域，常用的研究数据集是 2019 年数据融合大赛（DFC2019）提供的多视角卫星影像数据集。该数据集包括 2014 至 2016 年美国佛罗里达州和 2014 至 2015 年内布拉斯加州收集的多期 WorldView-3 影像，影像由全色影像和 8 波段可见光和近红外影像组成。

由于 DFC2019 数据集主要面向的任务是预测语义标签和生成 DSM，因此尽管 RPC 经过激光雷达校正具备一定的精度，但应用在要求更高的高精度三维重建中仍然会出现重建效果不佳等问题。另一方面，随着当今国际环境的不断恶化和对数据价值的日益重视，迫切希望能够实现国内数据集的“国产替代”。这不仅有助于减少对国际数据源的依赖，更能提高数据的主权和安全性，同时将有助于促进本国遥感、三维重建和相关领域的科技实现持续发展。本数据集涵盖多期不同倾角的卫星影像，分辨率达到 0.3 米，将为未来的卫星影像城市级三维重建研究，尤其是 NeRF 系列应用研究，提供强有力的数据支持。

### 5 数据使用方法和建议

本数据集包含 BJ3N 卫星影像和对应卫星位姿的有理多项式系数、太阳高度角等相关元数据，并提供了使用传统立体匹配和稠密重建算法得到的三维重建样例以及使用 NeRF 变体算法（Sat-NeRF）提取的数字表面模型（Digital Surface Model, DSM），重建效果可为后续研究提供参考。

本数据集主要面向基于新视角生成算法和传统稠密重建算法的研究，数据不包含对应区域的高

精度深度信息，因此以点云、体素、网格等显式深度学习方法作为三维表征方式进行三维重建的研究并不适用。

在以神经辐射场为代表的新视角生成算法研究中，研究人员最初主要面向可控光源的静态场景，随后出现的 NeRF in the wild<sup>[7]</sup>等方法将新视角生成研究拓展到户外等动态场景，提高了算法鲁棒性，极大拓宽了此类研究的应用价值。本数据集提供的多时相、多视角卫星影像数据采集时间跨度较长，场景存在树木、路面、建筑物等空间变动的问题，因此基于此数据集的后续研究工作应着重考虑多时相动态场景下算法的鲁棒性，本文可作为动态场景多时相卫星影像三维重建数据集为此类研究提供重要的数据支撑。

## 致 谢

本文特别感谢二十一世纪空间技术应用股份有限公司提供的 BJ3N 系列数据。

## 数据作者分工职责

孔德裕（1999—），男，山西省吕梁市人，硕士研究生，研究方向为遥感影像三维重建。主要承担工作：文献调研，数据处理，论文撰写。

何建军（1977—），男，北京市人，正高级工程师，研究方向为遥感高性能计算、图像智能分析、遥感云服务。主要承担工作：数据集质量控制，论文编写建议。

## 参考文献

- [1] ZHANG B, WU Y F, ZHAO B Y, et al. Progress and challenges in intelligent remote sensing satellite systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 1814 - 1822. DOI: 10.1109/JSTARS.2022.3148139.
- [2] TANCIK M, CASSER V, YAN X C, et al. Block-NeRF: scalable large scene neural view synthesis[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 8238 - 8248. DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00807.
- [3] YU D L, FANG C L. Urban remote sensing with spatial big data: a review and renewed perspective of urban studies in recent decades[J]. Remote Sensing, 2023, 15(5): 1307. DOI: 10.3390/rs15051307.
- [4] GAO K, GAO Y N, HE H J, et al. NeRF: neural radiance field in 3D vision, A comprehensive review[EB/OL]. 2022: 2210.00379. <https://arxiv.org/abs/2210.00379v5>
- [5] MILDENHALL B, SRINIVASAN P P, TANCIK M, et al. NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2020: 405 - 421. DOI: 10.1007/978-3-030-58452-8\_24.
- [6] DELLAERT F, YEN-CHEN L. Neural volume rendering: NeRF and beyond[EB/OL]. 2020: 2101.05204. <https://arxiv.org/abs/2101.05204v2>
- [7] MARTIN-BRUALLA R, RADWAN N, SAJJADI M S M, et al. NeRF in the wild: neural radiance fields for unconstrained photo collections[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 7206 - 7215. DOI:

10.1109/CVPR46437.2021.00713.

[8] TURKI H, RAMANAN D, SATYANARAYANAN M. Mega-NeRF: scalable construction of large-scale NeRFs for virtual fly-throughs[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 12912 – 12921. DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01258.

[9] DERKSEN D, IZZO D. Shadow neural radiance fields for multi-view satellite photogrammetry[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021: 1152 – 1161. DOI: 10.1109/CVPRW53098.2021.00126.

[10] MARÍ R, FACCIOLO G, EHRET T. Sat-NeRF: learning multi-view satellite photogrammetry with transient objects and shadow modeling using RPC cameras[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 1310 – 1320. DOI: 10.1109/CVPRW56347.2022.00137.

[11] 李国元, 高小明, 陈继溢, 等. 资源三号 02 星激光测高数据质量分析[J]. 遥感学报, 2019, 23(6): 1159 – 1166. [LI G Y, GAO X M, CHEN J Y, et al. Data quality analysis of ZY-3 02 satellite laser altimeter[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(6): 1159 – 1166.]

[12] 张新伟, 贺涛, 赵晨光, 等. 高分七号卫星测绘体制与性能评估[J]. 航天器工程, 2020, 29(3): 1 – 11. [ZHANG X W, HE T, ZHAO C G, et al. Demonstration of surveying and mapping system and performance evaluation of GF-7 satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2020, 29(3): 1 – 11.]

[13] 徐文迪, 王悦悦, 杨燕景, 等. 基于北京三号卫星数据实景三维建模及应用[J]. 卫星应用, 2022(12): 40 – 46. DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2022.12.008. [XU W D, WANG Y Y, YANG Y J, et al. 3D modeling and application of real scene based on Beijing-3 satellite data[J]. Satellite Application, 2022(12): 40 – 46. DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2022.12.008.]

[14] 陈雄姿, 杨芳, 谢松, 等. 北京三号卫星自主任务规划设计与在轨应用[J]. 空间控制技术与应用, 2022, 48(5): 29 – 38. DOI: 10.3969/j.issn.1674-1579.2022.05.004. [CHEN X Z, YANG F, XIE S, et al. Autonomous mission planning design and onboard application of Beijing-3 satellite[J]. Aerospace Control and Application, 2022, 48(5): 29 – 38. DOI: 10.3969/j.issn.1674-1579.2022.05.004.]

[15] 杨智翔, 徐佳, 何秀凤. Geoeye-1 全色与多光谱影像融合方法[J]. 光电工程, 2011, 38(5): 120 – 126. DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2011.05.022. [YANG Z X, XU J, HE X F. A novel method for merging geoeye-1 panchromatic and multispectral images[J]. Opto-Electronic Engineering, 2011, 38(5): 120 – 126. DOI: 10.3969/j.issn.1003-501X.2011.05.022.]

[16] TU T M, HUANG P S, HUNG C L, et al. A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2004, 1(4): 309 – 312. DOI: 10.1109/LGRS.2004.834804.

[17] RAHMANI S, STRAIT M, MERKURJEV D, et al. An adaptive IHS pan-sharpening method[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(4): 746 – 750. DOI: 10.1109/LGRS.2010.2046715.

## 论文引用格式

孔德裕, 何建军. 用于城市三维重建的上海徐汇地区高精度光学卫星遥感影像数据集[J/OL]. 中国科

学数据, 2024, 9(3). (2024-09-26). DOI: 10.11922/11-6035.noda.2023.0012.zh.

## 数据引用格式

孔德裕, 何建军. 用于城市三维重建的上海徐汇地区高精度光学卫星遥感影像数据集[DS/OL]. V3. Science Data Bank, 2024. (2024-09-26). DOI: 10.57760/sciencedb.13299.

# A dataset of remote sensing images from high-precision optical satellites for urban three-dimensional reconstruction in Xuhui District of Shanghai

KONG Deyu<sup>1,2\*</sup>, HE Jianjun<sup>3</sup>

1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, P.R. China
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, P.R. China
3. Twenty First Century Aerospace Technology Co., Ltd 100096, P.R. China

\*Email: kongdy1999@gmail.com

**Abstract:** With the development of remote sensing satellites and the advancement of three-dimensional reconstruction technology, satellite images play an increasingly important role in high-precision city modeling. As a novel 3D reconstruction technique, Neural radiance fields (NeRF) is emerging as a research focus in the field of 3D vision, due to its high reconstruction accuracy and independence from depth labels. However, there is still a lack of multi-view, high-resolution satellite image datasets with high pose estimation accuracy domestically and abroad. This severely hinders research on 3D reconstruction using satellite imagery. To address this issue, in this study, we employed seven remote sensing scenes from the Beijing-3 satellite over the area surrounding the Shanghai Gymnasium in Xuhui District, Shanghai, from 2021-2023. Through techniques like image registration, adaptive IHS Pan-sharpening, Rational Polynomial Coefficients (RPC) coarse adjustment, and bundle adjustment optimization, we developed two datasets of multi-view satellite images covering Areas of Interest measuring 0.73 km<sup>2</sup> and 0.25 km<sup>2</sup>. The data quality was rigorously controlled across various dimensions, including the reliability of data sources, standardization of preprocessing procedures, and optimization of parameters in modular components. This dataset is expected to provide powerful data support for subsequent research on city-scale 3D reconstruction from satellite imagery, especially those based on NeRF frameworks.

**Keywords:** urban three-dimensional reconstruction; Xuhui District of Shanghai; high-resolution; BJN3; Neural Radiance Fields

## Dataset Profile

|                           |                                                                                                                                                    |
|---------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Title                     | A dataset of remote sensing images from high-precision optical satellites for urban three-dimensional reconstruction in Xuhui District of Shanghai |
| Data corresponding author | KONG Deyu (kongdy1999@gmail.com)                                                                                                                   |

|                            |                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
|----------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Data author(s)</b>      | KONG Deyu, HE Jianjun                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Time range</b>          | 2021–2023                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| <b>Geographical scope</b>  | Shanghai Gymnasium in Xuhui District, Shanghai (31°10'22"N–31°11'39"N, 121°25'23"E–121°26'46"E)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
| <b>Spatial resolution</b>  | 0.3 m                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              |
| <b>Data volume</b>         | 136.03 MB                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| <b>Data format</b>         | *.tif, *.json, *.png, *.loc *.gif                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
| <b>Data service system</b> | < <a href="https://doi.org/10.57760/sciencedb.13299">https://doi.org/10.57760/sciencedb.13299</a> >                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
| <b>Source of funding</b>   | The Major Project of High Resolution Earth Observation System (Grant Number “30-Y60B01-9003-22/23”)                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
| <b>Dataset composition</b> | The dataset comprises two sets of data from the vicinity of Shanghai Gymnasium in Xuhui District, Shanghai. Each set includes four types of data: (1) PNG files for thumbnail images and DSM demo generated by Sat-NeRF; (2) TIF files for BJ3N image data; (3) JSON files for relevant metadata and corresponding RPC information; and (4) "scene.loc" files providing offset values and scaling parameters for three directions; (5) gif files showcasing 3D reconstruction demos obtained using the traditional dense reconstruction algorithm. |