www.csdata.org

ISSN 2096-2223
CN 11-6035/N

中国农村地区建筑物样本及标注无人机影像数据集

刘耀辉[1*]，杨新月[1]，李嘉禾[1]，程昊[2]，周洁[3,4]，范熙伟[3,4]，
张昊宇[5]，李晓丽[6]，齐文华[3,4]，李志强[6]，聂高众[3,4]，
徐南[7]，付博[8]，姚国标[1]，于明洋[1]，孟飞[1]，靳奉祥[1]

1. 山东建筑大学测绘地理信息学院，济南　250101
2. 武汉大学遥感信息工程学院，武汉　430079
3. 中国地震局地质研究所，北京　100029
4. 中国地震局地震与火山灾害重点实验室，北京　100029
5. 中国地震局工程力学研究所，哈尔滨　150080
6. 中国地震台网中心，北京　100045
7. 南京师范大学海洋科学与工程学院，南京　210023
8. 中国科学院沈阳应用生态研究所，沈阳　110016

文献 CSTR：
32001.14.noda.2021.0010.zh
文献 DOI：
10.11922/noda.2021.0010.zh
数据 DOI：
10.11922/sciencedb.j00001.00226
文献分类：地球科学

收稿日期：2021-02-08
开放同评：2021-02-26
录用日期：2021-09-24
发表日期：2022-06-08

摘　要：农村建筑物是观察农村土地变化和经济发展的基础资料。中国作为农业大国，从高空间分辨率遥感影像上及时、准确提取农村建筑物，对于农村发展至关重要。近年来，随着计算机视觉和运算能力的迅速发展，深度学习以其自动学习特征、适用性强等优点，已在建筑物自动提取等领域取得较好效果。深度学习通常需要大量的训练数据。目前，深度学习提取建筑物常用的数据集以国际上开源建筑物数据集为主，包括 Massachusetts、INRIA、WHU 等。这些数据集大多基于国外建筑物，缺乏开源、高精度、覆盖范围广、贴切我国农村地区建筑主体结构的建筑物样本数据。为此，本研究基于 2017–2020 年在陕西渭南、江苏淮安、四川康定、广东汕尾、广东惠州、新疆阿图什、吉林松原等多个中国农村地区采集的无人机航拍图像，制作并开放共享本数据集。本数据集空间分辨率高，基本涵盖我国农村地区房屋建筑的主体结构类型，可应用深度学习方法进行建筑物提取，并可进一步结合具体研究目标进行空间分析和研究，对于国土部门统筹城乡发展和美丽乡村建设具有重要意义和应用价值。

关键词：遥感；无人机；中国农村；建筑物；样本及标注；数据集；深度学习

数据集基本信息简介

数据集名称	中国农村地区建筑物样本及标注无人机影像数据集
数据作者	刘耀辉，杨新月，李嘉禾，程昊，周洁，范熙伟，张昊宇，李晓丽，齐文华，李志强，聂高众，徐南，付博，姚国标，于明洋，孟飞，靳奉祥
数据通信作者	刘耀辉（liuyaohui20@sdjzu.edu.cn）
数据时间范围	2017–2020年
地理区域	广东省汕尾市海丰县平东镇新平村、广东省惠州市惠城区水东东路水东街、广东省汕尾市海丰县平东镇坪塘村、广东省汕尾市海丰县平东

* 论文通信作者
刘耀辉: liuyaohui20@sdjzu.edu.cn

地理区域	镇华照楼村、四川省甘孜藏族自治州康定市雅拉乡三道桥沟村、江苏省淮安市泗阳县新袁镇于湾村、江苏省淮安市泗阳县新袁镇三岔新村、陕西省渭南市富平县留古镇贺兰村、陕西省渭南市蒲城县原仁乡赵家村、吉林省松原市宁江区土城子村、新疆维吾尔自治区克孜勒苏柯尔克孜自治州阿图什市哈拉峻乡琼哈拉峻村
空间分辨率	1.02–7.76 cm
数据量	1.04 GB
数据格式	*.tif
数据服务系统网址	http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00226
基金项目	国家对地观测科学数据中心开放基金项目（NODAOP2020008），山东省自然科学基金项目（ZR2021QD074），河北省地震动力学重点实验室开放基金项目（FZ212203）。
数据集组成	本数据集共包括2个数据文件，其中：(1) “origin”是对无人机拼接的正射影像图裁剪后的图像数据，其包含两个子文件夹“input”和“target”，分别为原始影像与标注影像，每个文件夹下有1010幅图像；(2) “augmented”是增强后的图像数据，其包含两个子文件夹“input”和“target”，分别为原始影像与标注影像，每个文件夹下有6060幅图像。

引　言

中国作为农业大国，农村发展至关重要。中国共产党十六届五中全会提出“扎实推进美丽乡村建设，实现乡村振兴战略”。快速、准确地从遥感图像中自动化检测和提取农村建筑物，是观察农村土地变化和经济发展的重要手段，对于统筹城乡发展、节约集约用地和灾害风险评估等具有重要意义[1-3]。

传统方法，如实地测绘方法，其精度高、可靠性强，但也存在费时费力等不足[4]。近年来，无人机遥感发展迅速，具有操作简单、机动灵活、空间分辨率高等优势，为农村建筑物信息提取提供了高精度数据源[5-6]。人工智能和深度学习技术迅速发展，为自动化提取建筑物提供机遇和前景[7-8]。基于深度学习的方法通常依赖于海量、高精度的样本数据集。目前，深度学习提取建筑物常用的数据集以国际上开源建筑物数据集为主，包括 Massachusetts[9]、INRIA[10]、WHU[11]等。这些数据集大多基于国外建筑物，缺乏开源、高精度、贴合中国农村地区建筑物主体结构类型的数据集。为此，本研究基于 2017–2020 年在陕西渭南、江苏淮安、四川康定、广东汕尾、广东惠州、新疆阿图什、吉林松原等多个中国农村地区采集的无人机航拍图像，制作并开放共享本数据集。本数据集空间分辨率高，基本涵盖我国农村地区房屋建筑的主体结构类型，可应用于我国农村地区建筑物自动提取，并可进一步结合实际研究需求进行空间分析和研究，对于推动国家生态文明建设和美丽乡村战略发展具有重要意义和广阔应用前景。

1　数据采集和处理方法

1.1　数据采集方法

本研究进行数据采集所用的无人机为深圳大疆创新科技有限公司的 INSPIRE2 无人机，该无人机主要参数见表 1。于 2017–2020 年间，分别在广东省惠州市惠城区水东东路水东街、广东省汕尾市海丰县平东镇新平村、广东省汕尾市海丰县平东镇坪塘村、广东省汕尾市海丰县平东镇华照楼、四川省甘孜藏族自治州康定市雅拉乡三道桥沟村、江苏省淮安市泗阳县新袁镇于湾村、江苏省淮安市泗阳县新袁镇三岔新村、陕西省渭南市富平县留古镇贺兰村、陕西省渭南市蒲城县原仁乡赵家村、

吉林省松原市宁江区土城子村、新疆维吾尔自治区克孜勒苏柯尔克孜自治州阿图什市哈拉峻乡琼哈拉峻村等多个地区完成以自然村为单元的农村建筑物无人机航拍。无人机数据采集地区分布图如图1所示。无人机数据采集地区空间分辨率及建筑物数量如表2所示。刘如山等[12]将房屋结构按照建筑材料和承重性质分为8大类：土木结构、砖木结构、穿斗木结构、石结构、不设防砖混结构、设防砖混结构、钢筋混凝土结构和高层结构。经实地调研，本研究数据集涵盖了土木结构、砖木结构、穿斗木结构、石结构、不设防砖混结构、设防砖混结构6类建筑物，基本涵盖我国农村地区房屋建筑的主体结构类型。

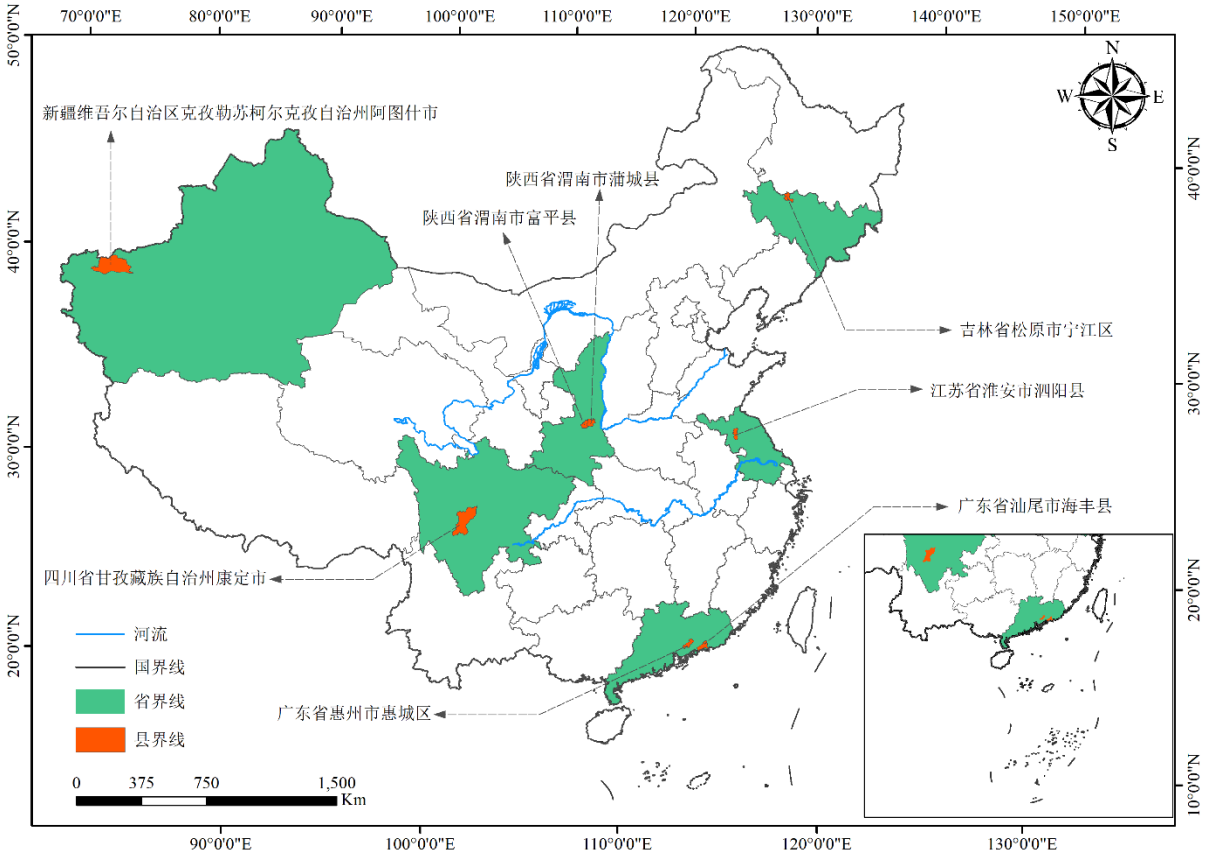

图1　无人机数据采集地区分布图（审图号：GS（2022）981号）

Figure 1　Regional distribution map of UAV data acquisition

表1　INSPIRE2无人机参数

Table 1　Parameters of INSPIRE2 UAV

参数	值
无人机类型	专业级四旋翼无人机
单电池飞行时间	27 min
影像传感器	4/3英寸CMOS，有效像素2080万
镜头参数	FOV：水平60°，垂直54°
传感器光谱频段	0.38–0.76 um
照片尺寸	2970×5280
最大水平飞行速度	108 km/h
焦距	15 mm

参数	值
GPS 模块	GPS / GLONASS 双模式

表 2　无人机数据采集地区空间分辨率及建筑物数量

Table 2　Spatial resolution and number of buildings in UAV acquisition area

地理区域	空间分辨率/cm	建筑物数量/栋
广东省汕尾市海丰县平东镇新平村	5.27	125
广东省惠州市惠城区水东东路水东街	4.15	368
广东省汕尾市海丰县平东镇坪塘村	3.65	21
广东省汕尾市海丰县平东镇华照楼	3.87	45
四川省甘孜藏族自治州康定市雅拉乡三道桥沟村	3.57	128
江苏省淮安市泗阳县新袁镇于湾村	7.31	135
江苏省淮安市泗阳县新袁镇三岔新村	7.76	91
陕西省渭南市富平县留古镇贺兰村	2.3	205
陕西省渭南市蒲城县原仁乡赵家村	2.31	145
吉林省松原市宁江区土城子村	1.02	117
新疆维吾尔自治区克孜勒苏柯尔克孜自治州阿图什市哈拉峻乡琼哈拉峻村	4.13	104

1.2　数据处理方法

1.2.1　空间建模与航片拼接

本数据集生产流程如图 2 所示。在完成无人机航拍后，使用 Pix4Dmapper 软件进行无人机影像拼接。Pix4Dmapper 是一款专业的无人机测绘和摄影测量软件，可以生成高精度、带地理坐标的二维地图和三维模型。该软件进行空三解算的数据处理流程主要为：1）新建工程项目并导入数据；2）初始化处理；3）点云加密；4）生成数字表面模型和正射影像图。本研究在无人机数据采集中，未布设像控点。Pix4Dmapper 软件采用光束法进行区域网空中三角测量，其中心投影的构像关系如图 3 所示，基本数学原理如公式（1）–（6）所示。

由于摄影时 S，a，A 三点共线，其中 a(X, Y, Z)为像点的像空间辅助坐标，$A(X_A, Y_A, Z_A)$为对应地面点的地面坐标系，由三角形的相似关系可得：

$$\frac{X}{X_A - X_S} = \frac{Y}{Y_A - Y_S} = \frac{Z}{Z_A - Z_S} = \frac{1}{\lambda} \tag{1}$$

式中，λ为比例因子，写成矩阵形式为：

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{1}{\lambda} \begin{bmatrix} X_A - X_S \\ Y_A - Y_S \\ Z_A - Z_S \end{bmatrix} \tag{2}$$

已知像点的两套坐标，有如下关系：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix} = R^{-1}\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \tag{3}$$

将（2）带入（3）得到：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix} = \frac{1}{\lambda}\begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} X_A - X_S \\ Y_A - Y_S \\ Z_A - Z_S \end{bmatrix} \tag{4}$$

展开后得到：

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ -f \end{bmatrix} = \frac{1}{\lambda}\begin{bmatrix} a_1(X_A - X_S) + b_1(Y_A - Y_S) + c_1(Z_A - Z_S) \\ a_2(X_A - X_S) + b_2(Y_A - Y_S) + c_2(Z_A - Z_S) \\ a_3(X_A - X_S) + b_3(Y_A - Y_S) + c_3(Z_A - Z_S) \end{bmatrix} \tag{5}$$

用（5）式中的第一式和第二式分别除以第三式，得到中心投影的构像方程：

$$\begin{cases} x = -f\dfrac{a_1(X_A - X_S) + b_1(Y_A - Y_S) + c_1(Z_A - Z_S)}{a_3(X_A - X_S) + b_3(Y_A - Y_S) + c_3(Z_A - Z_S)} \\ y = -f\dfrac{a_2(X_A - X_S) + b_2(Y_A - Y_S) + c_2(Z_A - Z_S)}{a_3(X_A - X_S) + b_3(Y_A - Y_S) + c_3(Z_A - Z_S)} \end{cases} \tag{6}$$

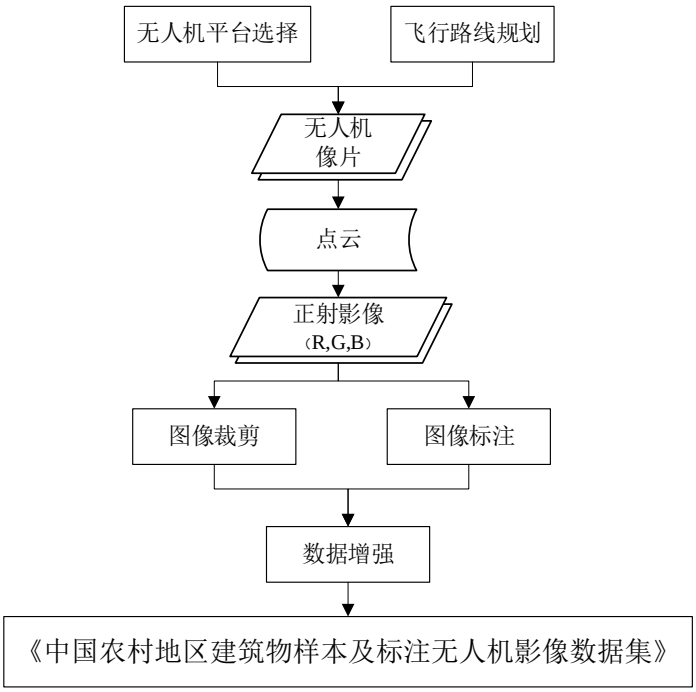

图 2　数据集生产流程图

Figure 2　Workflow of dataset production

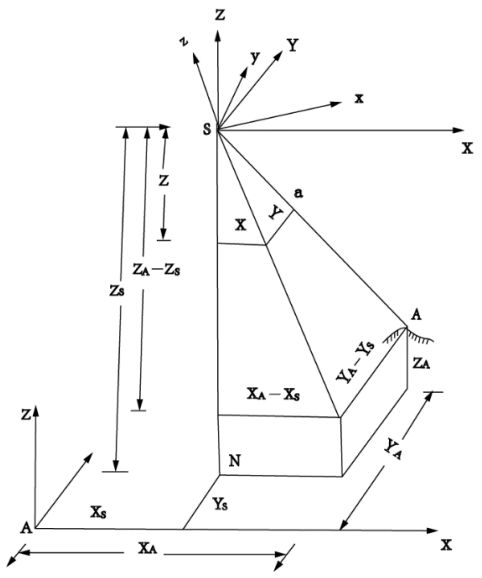

图 3　中心投影构像关系

Figure 3　The image relationship of central projection

1.2.2　图像裁剪与样本数据集制作

基于深度学习的建筑物提取本质上属于计算机视觉中的语义分割任务，是个二分类问题，即把真实地物划分为建筑物和非建筑物两类。在上一步拼接得到的各个村数字正射影像图基础上，应用 ArcGIS 工具对影像图中的建筑物进行人工标注（建筑物为红色，非建筑物为黑色），生成标注影像

（对应数据文件夹中的“target”），并使其与原始影像（对应数据文件夹中的“input”）一一对应。为加速深度学习训练过程，应用 OpenCV 编程将各村庄正射影像图（2451×3475 像素）统一裁剪成 256×256 像素，并保证一定的重叠度，即相邻两张图像的重叠度为 56 像素，生成裁剪后影像（对应数据文件夹中的“origin”）。

深度学习通常需要大量的样本数据。数据增强方法能够有效提升模型的泛化能力和解决过拟合问题。因此，本研究采用数据增强方法来扩充样本数据。具体做法是：对上一步裁剪得到的图像应用 OpenCV 进行顺时针旋转 90 度、旋转 180 度、旋转 270 度、水平翻转和垂直翻转，生成数据增强后影像（对应数据文件夹中的“augmented”）。数据增强示意图如图 4 所示。

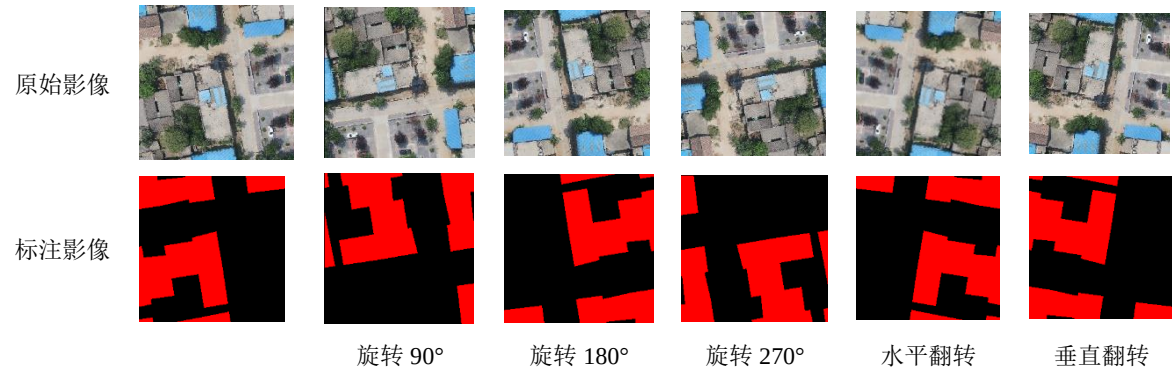

图 4　数据增强示意图

Figure 4　Example of data augmentation

2　数据样本描述

本数据集以切片为单位存放文件夹，由原始影像（对应数据文件夹中的“origin”）和数据增强后的影像（对应数据文件夹中的“augmented”）两个文件夹组成。本数据集组织形式示意图如图 5 所示。

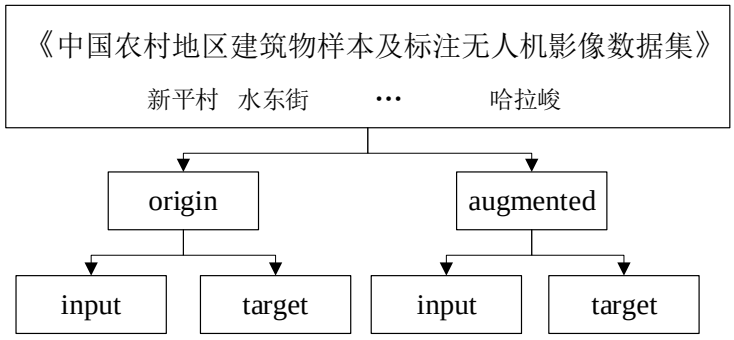

图 5　数据集组织形式示意图

Figure 5　Structure of dataset organization

2.1　原始影像

原始影像分为两个文件夹，分别是裁剪的正射影像图（对应数据文件夹中的“input”）和标注影像（对应数据文件夹中的“target”）。“input”文件下为以真彩色 RGB 合成的裁剪的正射影像图，“target”文件下为人工标注的二值图像（建筑物为红色，非建筑物为黑色）。正射影像的每行每列只有一副切片图像，且标注影像与其一一对应。原始影像共有 2020 张图像（“input”和“target”各有 1010 张图像），“input”和“target”文件夹的图像命名规则均为：村庄缩写+裁剪前对应正射影像中的列数+裁剪前对应正射影像中的行数。如“ats0-0.tif”，表示阿图什市第一列第一行的 tif 图像。

2.2 数据增强影像

数据增强后的影像分为两个文件夹，分别是数据增强后的正射影像图（对应数据文件夹中的“input”）和标注影像（对应数据文件夹中的“target”）。“input”文件夹里的每个切片有 6 幅图像，分别为裁剪的正射影像以及进行数据增强后的 5 种图像，标注影像的数据条目与其一致。“target”文件与“input”文件夹各有 6060 张图像，图像命名规则均分为两种：1）村庄缩写+裁剪前对应正射影像中的列数+裁剪前对应正射影像中的行数。如“ats0-0.tif”，表示阿图什市第一列第一行的 tif 图像。2）村庄缩写+裁剪前对应正射影像中的列数+裁剪前对应正射影像中的行数+数据增强方法缩写。如“ats0-0_horflip.tif”，表示阿图什市第一列第一行水平翻转的 tif 图像。

在应用深度学习方法进行建筑物提取前，通常需要将数据集进行划分，即划分为训练集、验证集和测试集三部分或训练集、测试集两部分[13]。为避免数据窥探偏误，本数据集未预先进行训练集、测试集的划分。研究人员在应用本数据集进行深度学习训练中，可通过 Numpy 函数或 Sklearn 函数定义分层抽样，进行数据集随机划分，以保证深度学习结果的鲁棒性和科学性。

3 数据质量控制和评估

本研究在使用 Pix4Dmapper 拼接影像时，设定高精度处理模式，并以图像比例 1:4 进行点云加密，从而提高了影像的精度。数据质量和控制已由 Pix4Dmapper 完成，其中数据集和相机参数优化质量均通过检验，质检报告初始处理细节如表 3 所示。

以广东省汕尾市海丰县平东镇华照楼村为例，区域网空三中误差为 1.225；相机自检校误差的 R1、R2、R3 参数都不大于 0.1。在光束法区域网平差中，二维连接点网形如图 6 所示，链接的暗度表示图像之间匹配的 2D 关键点的数量；暗度较弱的链接，需要手动连接点或更多图像。

表 3　质量报告表

Table 3　Quality report form

参数	值
平均地面取样距离	1.02–7.76cm
处理类型	空中最低点
覆盖面积	1.740 km^2
图像坐标系	WGS-1984
输出坐标系	WGS-1984 / UTM

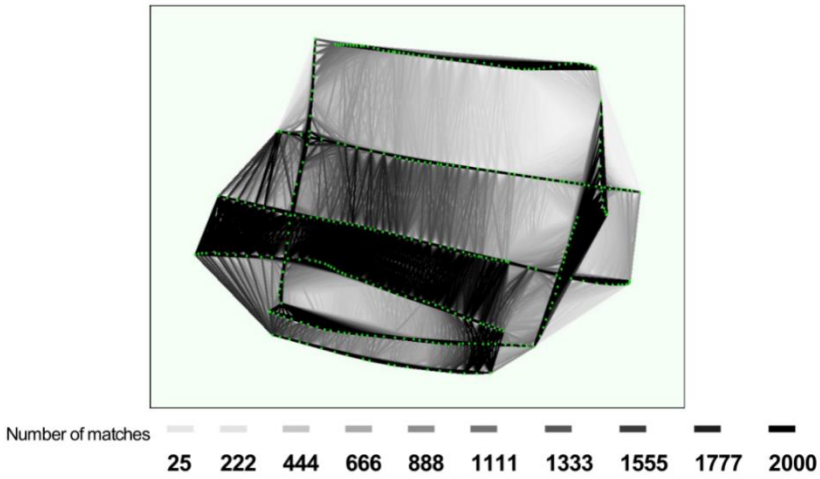

图 6　二维连接点顶视图

Figure 6　Top view of the geotags with a link between matching images

在完成数据集构建后，应用 ARC-Net 深度学习模型[8]进行建筑物提取，总体精度为 0.914，准确率为 0.854，部分提取结果如图 7 所示。结果表明，可应用深度学习方法在本数据集上进行建筑物提取，并取得较好精度和结果。

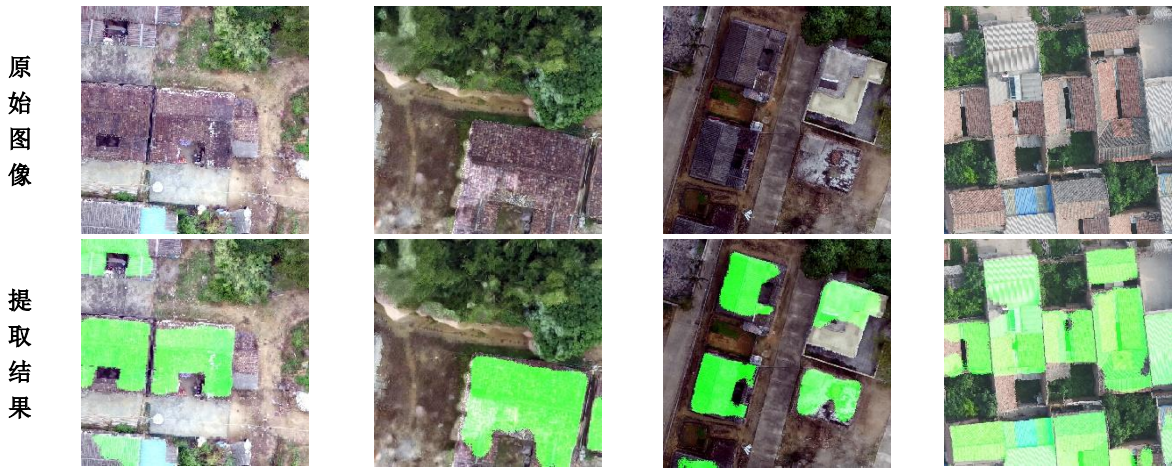

图 7　ARC-Net 网络在本数据集的建筑物提取部分结果示意图

Figure 7　Several results of building extraction based on ARC-Net model in this dataset

4　数据价值

本数据集是基于 2017–2020 年采集的无人机航拍图像建立的中国农村地区建筑物样本及标注数据集，具有空间分辨率高、定位精度高、覆盖范围广等优点，基本涵盖我国农村建筑物的主体结构类型，可用于语义分割等深度学习应用。本数据集是深入研究农村土地变化及经济发展的重要支撑数据，为丰富国内农村建筑物样本数据集作出积极贡献。

5　数据使用方法和建议

基于本数据集，研究人员可应用深度学习技术进行中国农村地区建筑物的高精度、自动提取，提取结果可进一步应用于土地资源管理、土地覆盖变化、城乡统筹发展等诸多方面。后续，作者将持续更新我国农村地区建筑物的无人机航拍数据，不断丰富数据产品的覆盖地区和范围；同时热忱欢迎专家学者与作者分享中国农村地区建筑物航拍数据，以期实现数据联动和共享。数据使用过程中有任何意见和建议，欢迎与本文作者联系。

致　谢

衷心感谢每一位曾一起野外调研的专家学者的辛苦付出。

数据作者分工职责

刘耀辉（1991—），男，山东省海阳市人，博士，讲师，研究方向为遥感信息提取、深度学习技术及灾害管理。主要承担工作：总体思路与方案设计，论文撰写与修改。

杨新月（1998—），女，山东省济宁市人，硕士研究生，研究方向为遥感大数据分析。主要承担工作：产品精度评价与论文撰写。

李嘉禾（2000—），女，山东省潍坊市人，本科生，研究方向为遥感图像处理。主要承担工作：数据处理与加工。
程昊（1990—），男，黑龙江省哈尔滨市人，博士研究生，研究方向为光学卫星影像高精度几何处理理论与算法研究。主要承担工作：数据处理与加工。
周洁（1994—），女，云南省玉溪市人，博士研究生，研究方向为遥感技术与灾害管理。主要承担工作：数据处理与加工。
范熙伟（1986—），男，山西省临汾市人，博士，副研究员，研究方向为基于遥感技术的地震灾害风险评估。主要承担工作：数据收集与整理。
张昊宇（1978—），男，吉林省长春市人，博士，副研究员，研究方向为钢筋混凝土结构地震损伤分析。主要承担工作：数据收集与整理。
李晓丽（1982—），女，山东省临沂市人，博士研究生，高级工程师，研究方向为地震灾害及 3S 在地震灾害方面的应用。主要承担工作：数据收集与整理。
齐文华（1985—），男，河北省石家庄市人，博士，副研究员，研究方向为地震地质灾害风险评估与治理。主要承担工作：数据收集与整理。
李志强（1969—），男，新疆维吾尔自治区乌鲁木齐市人，博士，研究员，研究方向为地震灾害及 3S 在地震灾害方面的应用。主要承担工作：总体指导。
聂高众（1964—），男，山西省晋城市人，博士，研究员，研究方向为地震应急与减灾。主要承担工作：总体指导。
徐南（1992—），男，江苏盐城人，博士，讲师，研究方向为海岸带及水环境遥感监测。主要承担工作：数据处理与加工。
付博（1993—），男，辽宁省阜新市人，博士研究生，研究方向为无人机遥感应用。主要承担工作：数据收集与整理。
姚国标（1985—），男，山东省菏泽市人，博士，副教授，研究方向为数字摄影测量。主要承担工作：数据集质量验证。
于明洋（1978—），男，山东省济南市人，硕士，副教授，研究方向为工程 GIS 技术研发及遥感大数据应用。主要承担工作：数据集精度评价。
孟飞（1974—），男，山东省临沂市人，博士，教授，研究方向为环境遥感与 GIS 应用。主要承担工作：总体思路与方案设计。
靳奉祥（1962—），男，山东省济南市人，博士，教授，研究方向为测量数据处理理论、陀螺经纬仪定向理论、变形测量与分析和数字信息模式识别。主要承担工作：总体思路与方案设计。

参考文献

[1] LIU Y H, LI Z Q, WEI B Y, et al. Seismic vulnerability assessment at urban scale using data mining and GIScience technology: application to Urumqi (China)[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2019, 10(1): 958–985. DOI:10.1080/19475705.2018.1524400.http://dx.doi.org/10.1080/19475705.2018.1524400

[2] LIU Y H, SO E, LI Z Q, et al. Scenario-based seismic vulnerability and hazard analyses to help direct disaster risk reduction in rural Weinan, China[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020, 48: 101577. DOI:10.1016/j.ijdrr.2020.101577.http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101577

[3] LI X L, LI Z Q, YANG J S, et al. Seismic vulnerability comparison between rural Weinan and other rural areas in Western China[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2020, 48: 101576. DOI:10.1016/j.ijdrr.2020.101576.http://dx.doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101576

[4] 付博, 李志强, 陈杰, 等. 微型无人机在 2016 年 11 月 25 日阿克陶 MW 6.6 地震中的应用探索[J]. 地震地质, 2018, 40(3): 672–684. DOI:10.3969/j.issn.0253-4967.2018.03.012. [FU B, LI Z Q, CHEN J, et al. The application of miniature unmanned aerial vehicle in 25 November 2016 arketao MW 6.6 earthquake[J]. Seismology and Geology, 2018, 40(3): 672–684. DOI:10.3969/j.issn.0253-4967.2018.03.012.]http://www.wanfangdata.com.cn/details/detail.do?_type=perio&id=dzdz201803012

[5] 范熙伟, 聂高众, 邓砚, 等. 基于摄影测量技术的房屋提取方法: 以中国西部地区乡村为例[J]. 地震地质, 2017, 39(4): 805–818. DOI:10.3969/j.issn.0253-4967.2017.04.014. [FAN X W, NIE G Z, DENG Y, et al. The extraction of house distribution based on photogrammetry method: taking the countryside in the west of China for example[J]. Seismology and Geology, 2017, 39(4): 805–818. DOI:10.3969/j.issn.0253–4967.2017.04.014.]http://www.wanfangdata.com.cn/details/detail.do?_type=perio&id=dzdz201704014

[6] 周洁, 范熙伟, 刘耀辉. 无人机遥感在塑料大棚识别中的方法研究[J]. 中国农业信息, 2019, 31(1): 95–111. DOI:10.12105/j.issn.1672-0423.20190109. [ZHOU J, FAN X W, LIU Y H. Research on the method of UAV remote sensing in plastic greenhouse[J]. China Agricultural Informatics, 2019, 31(1): 95–111. DOI:10.12105/j.issn.1672-0423.20190109.]https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=NXTS201901012&dbname=CJFD&dbcode=CJFQhttps://oversea.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=NXTS201901012&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ

[7] LIU Y H, GROSS L, LI Z Q, et al. Automatic building extraction on high-resolution remote sensing imagery using deep convolutional encoder-decoder with spatial pyramid pooling[J]. IEEE Access, 2019, 7: 128774–128786. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2940527.http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2940527

[8] LIU Y H, ZHOU J, QI W H, et al. ARC-Net: an efficient network for building extraction from high-resolution aerial images[J]. IEEE Access, 2020, 8: 154997–155010. DOI:10.1109/ACCESS.2020.3015701.http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3015701

[9] MNIH V. Machine learning for aerial image labeling[M]. University of Toronto (Canada), 2013. https://www.semanticscholar.org/paper/6eabf6e67c29778265bc9fef3b58b2756c739c83

[10] MAGGIORI E, TARABALKA Y, CHARPIAT G, et al. Can semantic labeling methods generalize to any city? the inria aerial image labeling benchmark[C]//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Fort Worth, TX, USA. IEEE, 2017: 3226–3229. DOI:10.1109/IGARSS.2017.8127684.http://dx.doi.org/10.1109/IGARSS.2017.8127684

[11] JI S P, WEI S Q, LU M. Fully convolutional networks for multisource building extraction from an open aerial and satellite imagery data set[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(1): 574–586. DOI:10.1109/TGRS.2018.2858817.http://dx.doi.org/10.1109/TGRS.2018.2858817

[12] 刘如山, 余世舟, 颜冬启, 等. 地震破坏与经济损失快速评估精细化方法研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2014, 22(5): 928–940. [LIU R S, YU S Z, YAN D Q, et al. Refined method for rapid assessment of seismic damage and economic loss[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2014, 22(5): 928–940.]https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=YJGX201405009&dbname=CJFD&dbcode=CJF

Qhttps://oversea.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=YJGX201405009&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ

[13] 季顺平, 魏世清. 遥感影像建筑物提取的卷积神经元网络与开源数据集方法[J]. 测绘学报, 2019, 48(4): 448–459. DOI:10.11947/j.AGCS.2019.20180206. [JI S P, WEI S Q. Building extraction via convolutional neural networks from an open remote sensing building dataset[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(4): 448 – 459. DOI:10.11947/j.AGCS.2019.20180206.]http://www.wanfangdata.com.cn/details/detail.do?_type=perio&id=chxb201904006

论文引用格式

刘耀辉, 杨新月, 李嘉禾, 等. 中国农村地区建筑物样本及标注无人机影像数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2022, 7(2). (2022-03-27). DOI:10.11922/noda.2021.0010.zh.

数据引用格式

刘耀辉, 杨新月, 李嘉禾, 等. 中国农村地区建筑物样本及标注无人机影像数据集[DS/OL]. Science Data Bank, 2022. (2022-06-08). DOI:10.11922/sciencedb.j00001.00226.

A dataset of building sampling and labeling of UAV images in rural China

LIU Yaohui[1*], YANG Xinyue[1], LI Jiahe[1], CHENG Hao[2], ZHOU Jie[3,4], FAN Xiwei[3,4], ZHANG Haoyu[5], LI Xiaoli[6], QI Wenhua[3,4], LI Zhiqiang[6], NIE Gaozhong[3,4], XU Nan[7], FU Bo[8], YAO Guobiao[1], YU Mingyang[1], MENG Fei[1], JIN Fengxiang[1]

1. School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, P.R. China
2. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, P.R. China
3. Institute of Geology, China Earthquake Administration, Beijing 100029, P.R. China
4. Key Laboratory of Seismic and Volcanic Hazards, China Earthquake Administration, Beijing 100029, P.R. China
5. Institute of Engineering Mechanics, China Earthquake Administration, Harbin 150080, P.R. China
6. China Earthquake Networks Center, Beijing 100045, P.R. China
7. College of Marine Science and Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, P.R. China
8. Institute of Applied Ecology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, P.R. China

*Email: liuyaohui20@sdjzu.edu.cn

Abstract: Buildings are one of the most important means to observe rural land changes and economic development in rural areas. For an agricultural country like China, timely and accurate extraction of rural buildings from high-resolution remote sensing images is crucial to rural development and planning. Recently, with the great advancements of computer vision and computing capabilities, deep learning has achieved considerable achievements in many applications such as building extraction due to its automatic learning

features and strong applicability. Deep learning usually requires large amounts of training data. At present, the datasets commonly used in deep learning to identify buildings are mainly internationally open-source building datasets, including Massachusetts, INRIA, WHU, etc. These datasets are based on foreign buildings, lacking sampling data of buildings that are open-source, high-precision, wide-covered, and not suitable for the architectural style of rural areas in China. Hence, we proposed an open-resource dataset named "A dataset of building sampling and labeling of UAV images in rural China". This dataset is based on the unmanned aerial images (UAV) collected in Weinan City, Shaanxi Province, Huai'an City, Jiangsu Province, Kangding City, Sichuan Province, Shanwei City, Guangdong Province, Huizhou City, Guangdong Province, Atushi City, Xinjiang Province, Songyuan City, Jilin Province, and other rural areas in China from 2017 to 2020. This dataset of high spatial resolution can basically represent the building characteristics in rural China. It can be applied to building extraction using deep learning methods as well as be combined with further research for spatial analysis. Furthermore, it is of great significance for the overall planning for the development of urban and rurals and the beautiful countryside construction propose by the State Land Administration of China.

Keywords: remote sensing; unmanned aerial vehicle; rural China; building; sampling and labeling； dataset; deep learning

Dataset Profile

Title	A dataset of building sampling and labeling of UAV images in rural China
Data corresponding author	LIU Yaohui (liuyaohui20@sdjzu.edu.cn)
Data authors	LIU Yaohui, YANG Xinyue, LI Jiahe, CHENG Hao, ZHOU Jie, FAN Xiwei, ZHANG Haoyu, LI Xiaoli, QI Wenhua, LI Zhiqiang, NIE Gaozhong, XU Nan, FU Bo, YAO Guobiao, YU Mingyang, MENG Fei, JIN Fengxiang
Time range	2017 – 2020
Geographical scope	Xinping Village, Pingdong Town, Haifeng County, Shanwei City, Guangdong Province; Shuidongjie Village, Shuidong East Road, Huicheng District, Huizhou City, Guangdong Province; Pingtang Village, Pingdong Town, Haifeng County, Shanwei City, Guangdong Province; Huazhaolou Village, Pingdong Town, Haifeng County, Shanwei City, Guangdong Province; Sandaoqiaogou Village, Yala Township, Kangding City, Tibetan Autonomous Prefecture of Garzê, Sichuan Province; Yuwan Village, Xinyuan Town, Siyang County, Huaian City, Jiangsu Province; Sanchaxin Village, Xinyuan Town, Siyang County, Huaian City, Jiangsu Province; Helan Village, Liugu Town, Fuping County, Weinan City, Shaanxi Province; Zhaojia Village, Yuanren Township, Pucheng County, Weinan City, Shaanxi Province; Tuchengzi Village, Ningjiang District, Songyuan City, Jilin Province; Qionghalajun Village, Halajun Township, Atushi City, Kizilsu Kirghiz Autonomous Prefecture, Xinjiang Uygur Autonomous Region.
Spatial resolution	1.02 – 7.76 cm
Data volume	1.04 GB

Data format	*.tif
Data service system	<http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00226>
Source of funding	Open Research Fund of National Earth Observation Data Center (NODAOP2020008), Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2021QD074), Hebei Key Laboratory of Earthquake Dynamics (FZ212203).
Dataset composition	There are two data files in this dataset, among which: (1) "origin" is the image data of the cut Orthophoto Image stitched by UAV, and it contains two subfolders "input" and "target", namely the original image and the labeled image, with 1,010 images in each folder; (2) "augmented" is the augmented data composed of two subfolders, "input" and "target", which are the original image and the labeled image respectively, with 6,060 images in each folder.