引文格式：王恒,江丽钧. 基于多源数据融合的城市建成区提取方法[J]. 地理空间信息, 2023, 21(9): 61-64. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2023.09.015

基于多源数据融合的城市建成区提取方法

王　恒[1]，江丽钧[1]
（1. 丽水市建设技术管理中心，浙江 丽水 323000）

摘　要：目前城市建成区提取方法存在城乡界限不清晰、单一数据源自身缺陷等问题，从多源数据融合角度入手，提出了一种在遥感影像深度学习提取建设用地的基础上，融合夜光、兴趣点（POI）等数据提取城市建成区的方法。将该方法与单一数据源提取建成区方法以及真实建成区数据进行比较分析发现，该方法能充分利用各种数据优势，实现数据互补，合理提取城市建成区范围。

关键词：城市建成区；POI；夜光；深度学习
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2023）09-0061-04

Urban Built-up Area Extraction Method Based on Multi-source Data Fusion

WANG Heng[1], JIANG Lijun[1]
(1. Lishui Construction Technology Management Center, Lishui 323000, China)

Abstract: At present, there are some defects in the urban built-up area extraction method, such as unclear urban-rural boundaries and the defects of a single data source. From the perspective of multi-source data fusion, we proposed an urban built-up area extraction method by fusing night-time light, points of interest(POI) and other data based on remote sensing image deep learning extracting construction land. Then, we compared this method with various built-up area extraction methods from single data source and real built-up area data. The result shows that this method can make full use of various data advantages, realize data complementarity and reasonably extract the scope of urban built-up area.

Key words: urban built-up area, POI, nighttime light, deep learning

城市建成区是指城市行政区内实质已成片开发建设、市政公用设备和公共设备基本具备的地区[1]，其范围是衡量城市化发展水平的重要指标。我国城市建成区的提取和划分主要依据政府统计年鉴和规划文件，而城市建成区是动态变化的，研究城市扩张需要持续监测建成区的变化，但无法从《中国城市统计年鉴》中获得城市建成区的准确时间序列[2]。虽然近年来卫星遥感、兴趣点（POI）等社会大数据开放程度大大提高，但由于城市建成区的复杂性，准确获取动态建成区仍是一项具有挑战性的工作。

城市建成区提取方法主要包括两种：①基于单一数据源的提取，如参考文献[3]~[6]根据城市建成区灯光亮度值明显高于其他地区这一特征，利用夜光遥感数据提取城市建成区范围，但城市中心夜光遥感数据存在明显的光饱和[3]，导致提取区域大于实际范围，且存在开花效应，影响提取精度，参考文献[7]、[8]利用POI在城市与农村边界处的密度突然变化这一特征提取城市建成区，但受限于本身数据质量和阈值选择，城市建成区提取精度不高；②多源数据融合提取，如参考文献[9]~[14]通过融合POI与灯光数据，利用阈值法提取城市建成区，该方法能在一定程度上实现数据互补，但仍存在边界溢出、阈值选取受人为主观因素影响等问题，参考文献[15]通过融合POI与不透水面指数来提取建成区，在局部可获得较好效果。上述方法在提取建成区方面都具有合理性，但也有自身缺陷，参考文献[16]~[18]利用深度神经网络来解决遥感数据提取道路、土地覆盖分类等问题，结果优于传统方法。目前尚无研究利用多源数据融合结合深度学习提取建成区，因此本文提出一种融合夜光、POI数据并结合深度学习的城市建成区提取方法，以弥补传统方法的不足，提高城市建成区提取的准确性。

1　数据来源与处理方法

1.1　数据来源

夜光数据采用2018年7月珞珈一号影像，空间分

收稿日期：2022-06-13；修回日期：2022-09-08。
项目来源：浙江省建设科研资助项目（2020K141）。
第一作者简介：王恒（1985—），硕士，研究方向为摄影测量与遥感，E-mail：375917266@qq.com。

辨率为130 m，幅宽为260 km。POI数据来源于2018年高德地图数据，包括餐饮、购物、文化、生活、公园等。由于Sentinel-2的B2、B4、B6、B11和B12波段对建筑用地提取有积极影响[19]，因此本文采用这5个波段数据的合成影像，空间分辨率为10 m。《2018年城乡建设统计年鉴》数据来源于住房和城乡建设部。

1.2 数据处理方法

1.2.1 夜光数据处理方法

为减少光饱和的影响，对珞珈夜光遥感数据进行辐射校正，采用数据分发网站提供的公式：

$$L = DN^{3/2} \times 10^{-10} \tag{1}$$

式中，L为绝对辐射较正后的辐射亮度值，单位为W/(m²·sr·μm)；DN为图像灰度值。

为消除珞珈数据的地理参考误差，本文参照遥感影像进行几何校正，通过阈值分割获取目标数据。

1.2.2 POI数据处理方法

本文采用核密度估计分析POI数据，通过阈值分割获取目标数据。估算公式为：

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^2}\sum_{i=1}^{n} K\left\{\frac{\boldsymbol{x}-\boldsymbol{X}_j}{h}\right\} \tag{2}$$

式中，n为样本数量；h为带宽；K为核函数；$\boldsymbol{x}$为计算函数的向量；$\boldsymbol{X}_j$为样本向量。

本文使用的核函数基于四次核函数，即

$$K(x) = \begin{cases} 3\pi^{-1}\left(1-\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}\right)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} < 1 \\ 0 \end{cases} \tag{3}$$

1.2.3 ResUNet深度学习方法

参考文献[19]利用深度残差ResUNet，基于遥感影像提取道路网，并取得了良好效果。本文利用ResUNet方法对哨兵2号卫星遥感影像进行深度学习提取建设用地数据。具体训练步骤为：①首先下载目标区域哨兵2号遥感影像，利用ENVI软件合成目标波段，裁剪兴趣区域，形成训练影像数据，再通过ArcGIS软件提取Esri Land Cover 2020 10 m土地覆盖数据中的建设用地作为训练标签数据；②由于深度学习框架不能直接使用现有的样本数据，因此采用滑动窗口方法将样本数据制作成256×256大小的图片，步长为128像素，对图像进行90°、180°、270°旋转增强处理，对切片数据在0~1范围内进行归一化处理；③随机选取90%样本数据作为训练集，10%样本数据作为验证集；④采用Keras框架进行ResUNet学习模型的数据训练，网络迭代次数为50，以二分类交叉熵作为损失函数来评估训练性能，采用Adam优化器调整学习率，初始学习率为0.000 1，训练损失值连续5个迭代次数不降低时，学习率衰减一半，保存基于验证损失的最优模型；⑤对目标区域遥感影像进行预测。

1.2.4 数据归一化处理方法

由于各因子核密度的数量级不同，因此本文对夜光遥感数据、POI数据、深度学习提取数据进行归一化处理。根据数据标准化原理，本文采用最小—最大值归一化方法进行标准化，消除因子大小差异对精度的影响。

$$X_i' = \frac{x_i - \min x_i}{\max x_i - \min x_i} \tag{4}$$

式中，x_i为第i个因子的值；$\min x_i$、$\max x_i$分别为x_i的最小、最大值。

1.2.5 数据融合方法

几何平均可在图像融合中有效消除图像极值的影响，保留图像的原始信息，因此得到了广泛应用[20]，融合后的数据可消除密度分析值过大造成的数量级差异，且在一定程度上消除了夜光图像的背景噪声，减少了光线溢出的影响。本文采用几何平均数融合ResUnet学习数据、夜光数据和POI数据，计算公式为：

$$\mathrm{IUrban} = \sqrt[3]{P_i \times R_i \times N_i} \tag{5}$$

式中，IUrban为综合指数；P_i为POI核密度灰度值；R_i为ResUNet学习数据灰度值；N_i为夜光数据灰度值。

1.2.6 精确度评估

本文以实际建成区为参考进行精确度评估，通过统计分类评价指标[21]精确率（precision）、召回率（recall）、F1分数进行定量评估。

$$\mathrm{precision} = \frac{T_P}{T_P + F_P} \tag{6}$$

$$\mathrm{recall} = \frac{T_P}{T_P + F_N} \tag{7}$$

$$f_1 = 2 \times \frac{\mathrm{precision} \times \mathrm{recall}}{\mathrm{precision} + \mathrm{recall}} \tag{8}$$

式中，T_P为模型提取结果为建成区，实际也是建成区的面积；F_P为模型提取结果为建成区，实际不是建成区的面积；F_N为模型提取结果不是建成区，实际是建成区的面积。

1.3 多源数据融合处理流程

数据处理流程包括夜光数据提取建成区、POI数据提取建成区、遥感影像提取建成区和多源数据融合提取建成区等内容，具体工作流程见图1。

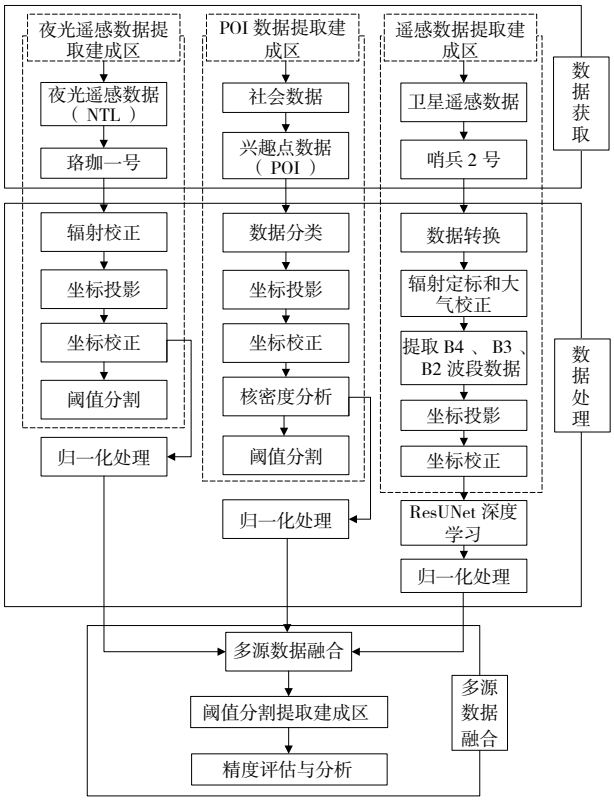


图1　数据处理流程图

2　实验与结果分析

本文选取浙江省杭州市和丽水市数据进行城市建成区提取研究，分别利用夜光数据、POI数据以及本文提出的多源数据融合方法提取建成区，并对3种方法的提取结果进行比较分析。

2.1　基于POI数据提取建成区

杭州市采用2018年高德POI数据（23大类，约84万个点）进行核密度分析，采用阈值分割法提取建成区边界；丽水市采用2018年天地图POI数据（10大类，约18万个点）进行核密度分析，采用阈值分割法提取建成区边界；对公园POI数据进行单独处理，提取范围后再融合到最后的成果中，提取结果见图2，可以看出，POI数据提取城市建成区边界较平滑，周围小图斑较少，采用合适的阈值可有效去除周边的村庄、集镇，但POI数据进行核密度分析后边界数据溢出问题较突出（图中红色框部分）。



图2　POI数据提取建成区结果

2.2　基于夜光数据提取建成区

利用夜光数据对杭州市和丽水市进行了建成区提取，并对提取结果进行图斑综合，结果见图3，可以看出，夜光遥感影像提取建成区范围能反映城市的轮廓、边界清晰，但周边存在很多分散的小区域，且建成区范围线内存在不少面积较大的空洞，图中标记1、2、3、5位于学校附近，由于影像获取时间正是学校暑假时间，因此夜光暗淡，使城市建成区提取产生较大偏差；标记6、7为建成区内公园，公园夜光较暗，容易因阈值选取而被剔除；标记8为河面，部分区域夜光明亮，存在光溢现象。

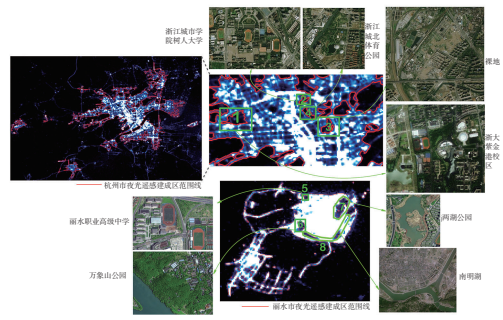


图3　夜光遥感影像建成区提取

2.3　基于深度学习提取建设用地

本文选取2020年12月南京市区及其周边范围的哨兵2号影像以及Esri Land Cover 2020 10 m土地覆盖中的建设用地（Built Area）数据作为训练的输入数据，按照数据处理流程进行深度学习，训练曲线见图4，曲线网络的训练损失（TrainLoss）和验证损失（ValLoss）随训练次数的增加而减小并收敛；训练精度（TrainAccuracy）和验证精度（ValAccuracy）随训练次数的增加而提高并收敛。模型选取验证损失最小值时的模型用于后续数据的预测。

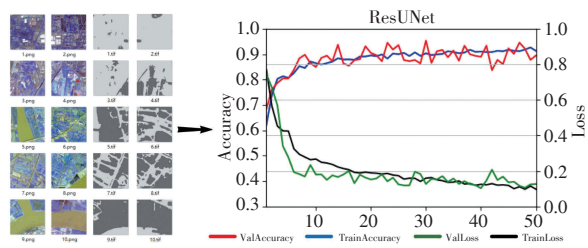


图4　ResUNet网络训练

利用训练好的模型对目标遥感影像进行预测提取，并对图斑进行综合处理获取建设用地范围，提取数据为地面上有建筑物的地块，结果见图5，可以看

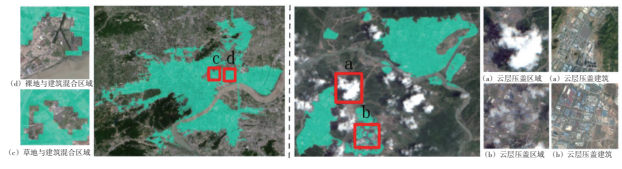


图5　深度学习建设用地提取

出，提取范围中包括很多分散的小区块，主要为城市周边的村庄、小镇，其中丽水城区遥感影像部分区域存在云层（图中a、b区域），影响建设用地提取。

2.4 多源数据融合提取建成区

本文按照数据处理流程和方法进行数据融合，提取杭州市和丽水市的建成区，并对图斑数据进行综合，结果见图6，可以看出，标记1、3为学校区域，在采用夜光数据提取时被剔除；利用POI或夜光数据提取城市建成区时存在数据溢出现象（标记2、4），导致边界范围不准确，但采用数据融合后能有效弥补单一数据源的不足。



a 杭州市



b 丽水市

图6 杭州、丽水市区融合后建成区成果

以丽水市为例，本文分别比较了3种方法的提取精度，计算结果见表1，可以看出，多源数据融合方法的整体精度最优。以2018年杭州市地理国情公报数据和丽水市住房和城乡建设厅2018年城乡建设统计年鉴为检查数据，与融合后的数据进行比较，结果见表2，其中杭州市统计数据不包含临安区、富阳区数据，可以看出，基于多源数据融合提取建成区与实际数值基本一致。

表1 多源数据融合提取建成区精度评定

方法	提取面积/ km^2	实际面积/ km^2	偏差/ %	recall	precision	f_1
基于POI数据	43.8	39.4	11.1	0.78	0.77	0.77
基于夜光数据	42.6	39.4	8.1	0.66	0.64	0.65
多源数据融合	41.1	39.4	4.3	0.83	0.77	0.80

表2 提取建成区面积与实际建成区面积比较

城市	实际面积/ km^2	融合提取面积/ km^2	差值/%
杭州市	460.9	473.8	2.7
丽水市	39.4	41.1	4.3

从3种提取方法结果来看，多源数据融合方法能更准确地反映城市建成区的实际范围，充分实现多源数据的互补，集中表现在：①城乡分界明显，采用POI和夜光数据提取的建成区范围，在城市和非城市区域界限非常明显，该方法充分利用这一优势，消除了城市周边的噪声，减少了人工判读工作量，提高了提取效率；②融合互补，多源数据融方法能实现数据互补，图6的实际提取结果说明了这一点。

3 结 语

本文分别采用POI数据、夜光数据、多源数据融合提取建成区，并与已知的建成区数据进行比较，以评价各方法的提取精度。结果表明，多源数据融合方法的提取精度最高，能克服单一数据提取方法建成区内部数据空洞、溢出效应问题，所用遥感影像获取周期短、POI数据获取便捷、方法操作相对简单，可保证城市建成区提取的时效性。在未来研究中将继续朝多源数据融合方向发展，充分利用深度学习工具进一步简化提取流程，提高自动化提取程度。

参考文献

[1] 中华人民共和国建设部. 城市规划基本术语标准:GB/T 50280-98 [S].

[2] Liu L, Leung Y. A Study of Urban Expansion of Prefectural-level Cities in South China Using Night-time Light Images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(2):5 557-5 575

[3] Xu T T, Coco G, Gao J. Extraction of Urban Built-up Areas from Nighttime Lights Using Artificial Neural Network[J]. Geocarto International,2019,35(10):1 049-1 066

[4] 孙立双,韩耀辉,谢志伟,等. 采用夜光遥感数据提取城市建成区的邻域极值法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(10):1 619-1 625

[5] 吴凤敏,郑稚棚,梁均军,等. 基于NPP/VIIRS数据的重庆市城市空间发展变化分析[J]. 地理空间信息,2021,19(5):45-50

[6] 程龙,李爱霞. 基于DMSP/OLS和NDVI数据的浙江省城市建成区扩张研究[J]. 地理空间信息,2022,20(1):38-41

[7] Zhao W F, Li Q Q, Li B J. Extracting Hierarchical Landmarks form Urban POI Data[J]. Remote Sensing,2011(15):973-988

[8] Xu Z N, Gao X L. A Novel Method for Identifying the Boundary of Urban Build-up Areas with POI Data[J]. Acta Geographica Sinica,2016,71:928-939

[9] LI F , YAN Q W, ZOU Y J. Improving the Accuracy of Built-up Area Extraction Based on Nighttime Light Data and POI: A Case Study of NPP/VIIRS and Luojia 1-01

（下转第68页）