

doi: 10.6046/zrzyyg.2020368

引用格式: 冯东东, 张志华, 石浩月. 基于多元数据的省会城市城中村精细提取[J]. 自然资源遥感, 2021, 33(3): 272-278.
(Feng D D, Zhang Z H, Shi H Y. Fine extraction of urban villages in provincial capitals based on multivariate data[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2021, 33(3): 272-278.)

基于多元数据的省会城市城中村精细提取

冯东东^{1,2,3}, 张志华^{1,2,3}, 石浩月^{1,2,3}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 地理国情监测技术应用国家地方联合工程研究中心, 兰州 730070; 3. 甘肃省地理国情监测工程实验室, 兰州 730070)

摘要: 城中村是指农村耕地被收走后, 剩余宅基地被城市包围的农村聚落。针对当前城中村的研究缺少数据支撑和定量分析等问题, 基于高分辨率遥感影像、建筑物轮廓及兴趣点(point of interest, POI)等多元空间数据, 以广东省省会广州市的主城区为研究区域, 利用ENVI中深度学习工具提取城中村边界, 其城中村正确识别率为64.31%。对于提取结果中存在与部分老旧居民区、工业区混淆的现象, 进一步使用路网分割高分辨率遥感影像, 制作城中村标签数据。结合机器学习分类方法, 使用支持向量机分类器提取城中村轮廓。该方法提取的精度可达到90.19%, 对于研究区内城中村改造、城市规划设计等具有一定的参考意义。

关键词: 城中村; 路网分割; 标签图像; 深度学习; 支持向量机

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)03-0272-07

0 引言

改造城中村不但能够保证村内居民生产生活需要, 而且可有效集约土地, 提升城市美观性与协调性^[1]。目前有关城中村的研究主要集中在理论和政策层面, 易受时空因素制约, 缺少数据支撑及定量分析。因此如何从城市结构中精细提取出城中村区域, 逐渐成为学者们研究的热点。

近年来有学者提出利用遥感影像提取城中村, 例如刘辉^[1]基于深度神经网络模型和场景语义描述的方法, 以深圳和武汉为例提取城中村; Boutell等^[2]将地物场景分割为一定数量的子块, 然后计算每个子块的光谱特征, 最后根据子块特征, 使用支持向量机算法实现地物的分类。此外, 还有学者提出基于面向对象的城中村提取方法, 例如尚春艳^[3]利用传统的面向对象法对研究区的城中村土地利用进行检测, 并提取变化信息; Li等^[4]利用高分辨率影像, 以非监督深度学习为基础, 建立了多种分割模型, 对深圳市城中村进行提取。然而, 由于城中村内房屋建筑复杂, 特征不一, 常用的分割算法难以准确分割出城中村与相

邻地物对象, 因此面向像元和对象的提取方法难以有效应用于城中村提取。

鉴于此, 本文结合多元空间数据, 利用遥感影像提取技术与地理信息系统(geographic information system, GIS)空间分析技术相结合的方法对城中村进行提取; 并通过对广州市主城区的城中村进行定量空间分析, 总结出城中村的分布特征, 从而为解决城中村改造等问题提供数据支撑和方法参考。

1 研究区概况与数据源

广州市位于广东省中南部, 濒临南海, 是国家首批沿海开放城市, 属珠三角地区和粤港澳大湾区经济中心, 截至2019年, 广州市人口总数约1 531万人, 城镇化率接近90%^[5]。选取广州市的4个中心城区(天河区、越秀区、荔湾区和海珠区)作为研究区域, 其在广州市的地理位置如图1所示。本研究数据源主要有: ①广州市高分一号卫星影像数据; ②道路网数据, 由开源地图OpenStreetMap(OSM)提供; ③建筑物轮廓数据, 研究区共计101 453栋建筑物轮廓面数据, 其中包含建筑物矢量边界信

收稿日期: 2020-11-23; 修订日期: 2021-03-20

基金项目: 国家自然科学基金项目“隧道及其隐伏不良地质体三维多尺度集成建模研究”(编号: 41861059)和兰州交通大学优秀平台项目(编号: 201806)共同资助。

第一作者: 冯东东(1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为影像提取与分析。Email: 916678730@qq.com。

通信作者: 张志华(1980-), 男, 博士, 教授, 研究方向为三维地学模拟、摄影测量与图像识别。Email: 43447077@qq.com。

息及楼层高度和面积属性信息;④兴趣点(point of interest, POI)数据,研究区共计 545 812 个点数据,共 3 大类,18 种具体类型。

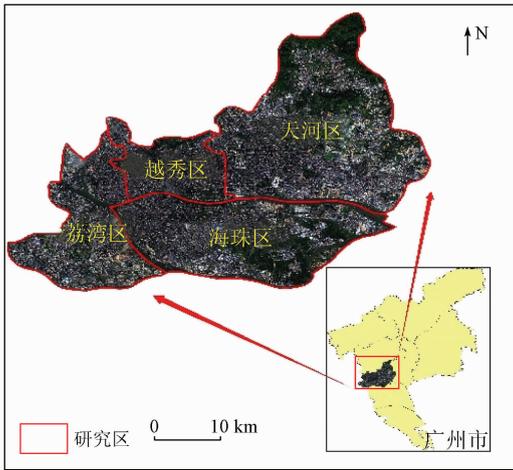


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the research area

2 研究方法

本文从提取研究区域城中村的角度出发,结合了互联网 POI 数据、高分辨率遥感影像数据以及建筑物轮廓数据等,实现对研究区域城中村提取。首先对原始数据进行空间分析和处理,构造出城中村地块特征属性,然后对包含特征属性的城中村地块数据进行分类,得到提取结果。本文实验的主要实验流程如图 2 所示。

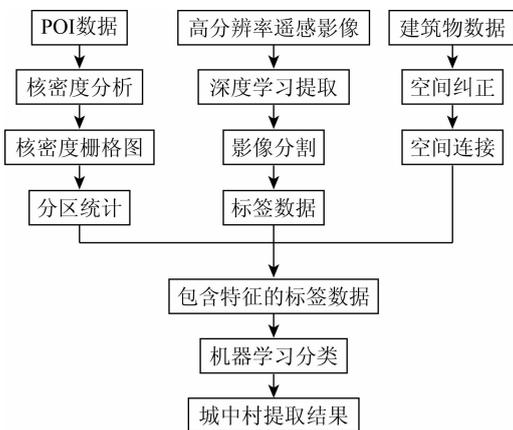


图 2 实验流程图

Fig. 2 Experimental flow chart

2.1 基于 ENVI 深度学习的城中村信息提取

深度学习是指利用分层迭代算法的思想,让计算机对输入的各种形式的文件、图案等内容进行自动的归纳识别^[6]。ENVI Deep Learning 是基于 TensorFlow 模型构建的, TensorFlow 是一个开源框架, ENVI 使用它来执行深度学习任务^[7]。利用深度学

习提取城中村的步骤如下:

1) 影像预处理。主要包括影像的辐射定标、大气校正、几何纠正及波段融合等过程。

2) 创建标签图像。通过裁剪影像子集,绘制标签数据,并使用模块工具生成标签图像(label raster)。标签数据需要选择具有代表性的典型区域进行样本采集。

3) 训练模型。利用感兴趣区和标签图像初始化一个新的模型,并在模块中设置训练参数,对模型进行训练。

4) 执行分类。使用模块提供的工具对图像进行分类,该工具会生成一幅类激活图像(class activation map, CAM)。CAM 是一个灰度图像,其像元值表示属于提取目标的概率。对 CAM 图像进行分类后处理,可直观表示出城中村提取结果。

2.2 融合多元数据的城中村识别

由于单方面利用遥感影像提取出的城中村信息存在与老城区、工业厂房等混淆的问题,因此需要进一步的精细提取。城中村其明显的特征为房屋不高且密集,本文通过统计建筑物高度面积等属性信息,再结合高分辨率遥感影像的光谱特征,以及各类 POI 核密度属性实现对城中村信息的提取。

以详尽的道路网络划分出的区域作为城中村基本地块单元,根据地块单元的矢量图斑,分割研究区高分辨率影像,计算每个地块单元中影像各波段的均值及亮度值,融合建筑物、POI 等空间信息构建地块单元特征集合。详细步骤如下:

1) 在 eCognition 中对高分一号影像进行分割,通过计算得到研究区地块单元的光谱属性信息,存入对应的地块单元矢量图斑下^[8]。实现以地块图斑为基本单元,将影像分割成地块影像单元集合,并为每个影像单元赋予唯一的编号 ID,便于索引。

2) 原始建筑物轮廓数据包含楼层高度信息,利用 ArcGIS 计算出建筑物面积值,再将地块单元矢量数据与建筑物数据进行空间关联,从而统计出每个地块单元内建筑物的高度、面积等属性信息^[9]。通过计算每个地块单元内建筑物的平均高度、高度标准差、建筑物面积总和以及平均建筑面积信息,作为建筑物属性值。

3) 使用 ArcGIS 核密度分析工具,计算每个输出栅格像元周围邻域内输入 POI 点的密度^[10-11],这在一定程度上可反映城中村与非城中村地区的 POI 差异性。其中核密度分析中关键参数搜索半径 SR 的计算方法如式(1)所示:

$$SR = 0.9 \min \left(SD, \sqrt{\frac{1}{\ln 2} D_m} \right) n^{-0.2}, \quad (1)$$

式中: SD 为要素之间的标准距离; D_m 为要素之间的中值距离; n 为没有使用 population 字段的点数, 如果提供 population 字段, 则 n 是 population 字段值的总和, 其中, population 字段是指在核密度分析过程中, 计算目标位置时的样本个数。

结合研究区城市 POI 类型及特点, 选取不同的核密度参数得到实验结果, 其中住宅用地 POI 核密度搜索半径(带宽)值设为 1 500 m, 公共服务用地 POI 核密度搜索半径值为 3 000 m, 而商业服务用地 2 000 m。得到各类 POI 的核密度栅格图后, 利用 ArcGIS 的分区统计工具和属性表连接功能, 将各类 POI 的核密度栅格值连接到之前的地块单元矢量数据中。可在 ArcGIS 中查看构建的研究区地块单元矢量图斑属性表, 其中包含地块 ID、地块类别、地块光谱特征属性、建筑物特征属性及各类 POI 特征属性。

统计标签数据中每个对象的光谱信息、建筑物属性信息以及各类 POI 核密度属性后, 即完成研究区带有特征城中村标签数据的构建, 构建的特征类型如表 1 所示^[12]。

表 1 构建的地块单元特征

Tab.1 Features of constructed land units

特征类型	对象属性名称	属性描述
光谱特征	Mean	共 3 类属性值, 为地块内 1, 2, 3 波段的亮度平均值
	Brightness	地块内 3 个波段的亮度加权平均值
	Area	地块内建筑物面积
建筑物特征	Floor	地块内建筑物高度
	SUM_Area	地块内建筑物面积总和
	AVG_Area	地块内建筑物面积的平均值
	AVG_Floor	地块内建筑物高度的平均值
	SD_Floor	地块内建筑物高度的标准差
POI 特征	POI_Mean	共 3 类属性值, 为地块内各类 POI 的核密度栅格均值

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种对已知样本的特点进行学习, 从而预测未知样本类别的机器学习方法, 通常用于数据的二分类问题。利用 SVM 分类算法进行城中村的精细分类, 为了使分类面能将训练样本无误地分类且具有最大的分类间隔, 训练样本还需要满足^[13-14]:

$$y_i[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + \mathbf{b}] - 1 \geq 0, \quad (2)$$

式中: i 为样本集序号; \mathbf{x}, \mathbf{y} 和 \mathbf{b} 均为列向量; \mathbf{w} 为支持向量对应的样本点到决策面的距离向量。

两类样本最大的分类间隔为 $2/\|\mathbf{w}\|$ 。在定义最优分类面时, 需要满足:

$$\min \Phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2, \quad (3)$$

式中: $\Phi(\mathbf{w})$ 为最佳参数是 \mathbf{w} 时目标函数的值; $\|\mathbf{w}\|$ 为向量 \mathbf{w} 的范数, 即为 \mathbf{w} 与 \mathbf{w} 的内积开平方。

为了便于求解, 构造出 Lagrange 函数, 即

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{a}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l a_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1], a_i \geq 0, \quad (4)$$

式中: i 为样本集下标, $i = 1, 2, \dots, l$; a_i 为 Lagrange 系数, 对 \mathbf{w} 和 \mathbf{b} 求偏微分得:

$$\mathbf{w} - \sum_{i=1}^l a_i y_i \mathbf{x}_i = 0, \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^l a_i y_i = 0. \quad (6)$$

将式(2), (5)和(6)作为约束条件, 就将原始问题转成求解二次规划时的对偶性问题, 可得出:

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \mathbf{a}) = \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l a_i a_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j), \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^l a_i y_i = 0, a_i \geq 0. \quad (8)$$

式(7)是一个二次函数, 在式(8)约束下存在唯一最优解。若 a_i^* 为最优解, 且 \mathbf{b}^* 可由约束条件式(2)求得, \mathbf{b}^* 为最优解下向量 \mathbf{b} 的取值。求解公式得最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + \mathbf{b}^*\right). \quad (9)$$

3 实验结果与分析

3.1 ENVI 深度学习的城中村提取结果

本文选取天河区为样本集, 首先绘制城中村标签数据^[15], 共 105 个及背景地物 321 个, 共计样本总数 426 个, 其中包含输入图像的原始波段和掩模波段, 掩模波段中 DN 值为 1 的像元代表目标, 0 代表背景。然后利用感兴趣区和标签图像初始化一个新模型, 在 Train TensorFlow Mask Model 中设置训练参数, 经多次试验, 选取参数模型如下: Patch Size 值为 316, Epochs 值为 20, Class Weight 值为 0 ~ 2, Loss Weight 值为 1, Solid Distance 值为 1, Blur Distance 值为 0 ~ 2。最后使用训练模型对影像分类, 其结果会产生一幅 CAM 图像, 该灰度图像的像元值表示属于提取目标的概率, 图像中高亮显示部分即与目标特征的匹配度较高, 如图 3 所示。对 CAM 图像进行密度分割, 使其按照不同颜色进行显示, 如图 4 所示。

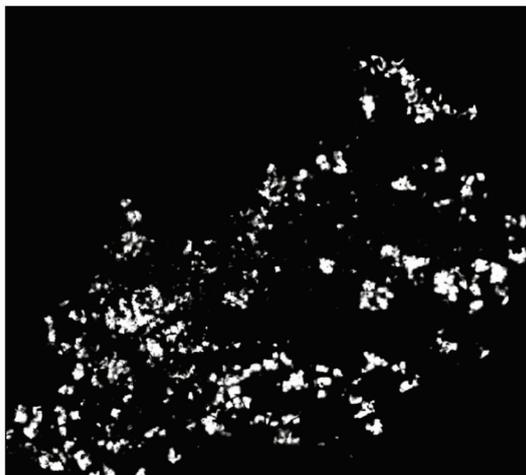


图 3 CAM 类激活图

Fig. 3 CAM class activation diagram

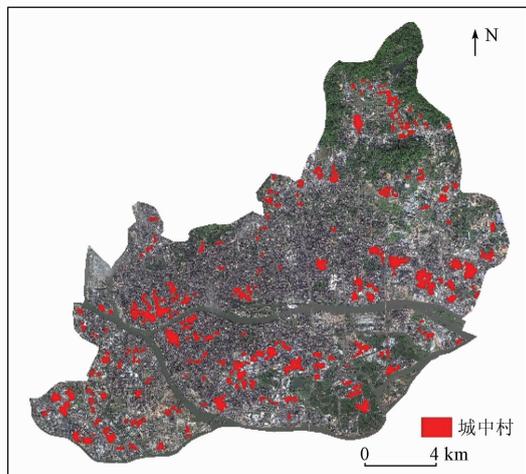


图 4 城中村提取结果

Fig. 4 Extraction results from urban villages

初步提取到的图像存在图斑小且边缘锯齿明显的现象,需使用 Sieve Classes 与 Clump Classes 工具对图像进行过滤和聚合^[16],将处理后的结果叠加到影像图上,截取部分影像如图 5 所示。



图 5 分类后处理的城中村矢量

Fig. 5 Urban village vector after classification processing

3.2 提取精度评价

ENVI Deep Learning 精度可用以下 4 个指标来表示: *Loss* 为训练损失,用于表示模型与验证训练数据的匹配程度; *Precision* 为用户精度,表示正确分类的像元数占该类别像元数的比例; *Recall* 为生产者精度,表示正确分类的像元数占该类别实际像元数的比例; *F1* 为模型精度系数,是 *Precision* 和 *Recall* 的调和平均值,计算方法为^[17-18]:

$$F1 = \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \quad (10)$$

精度高低可通过 *Loss* 和 *F1* 的值来评价,在 ENVI 深度学习模块下查看训练模型精度参数,绘制精度参数折线图,如图 6 所示。

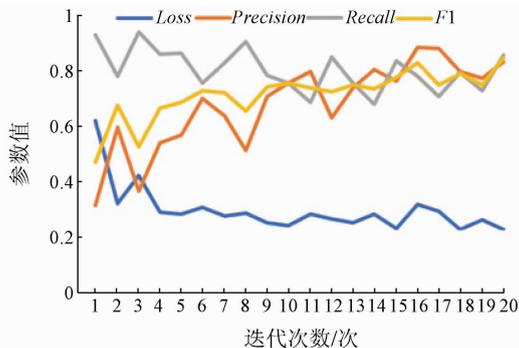


图 6 深度学习模型精度参数

Fig. 6 Precision parameters of deep learning model

通过图 6 可知,随迭代次数增加,模型的损失值 *Loss* 降低,精度 *F1* 值上升,表明深度学习工具可以较好地训练提取模型,实现对城中村的提取,共计识别出城中村 423 个,发现有 272 个被正确识别,正确识别率为 64.31%。

3.3 基于多元数据的城中村识别结果

原始的 OSM 数据存在缺失与拓扑错误,需进行后处理;然后将道路网络数据转化为面状图斑,最终得到 6 718 个地块单元,如图 7 所示。

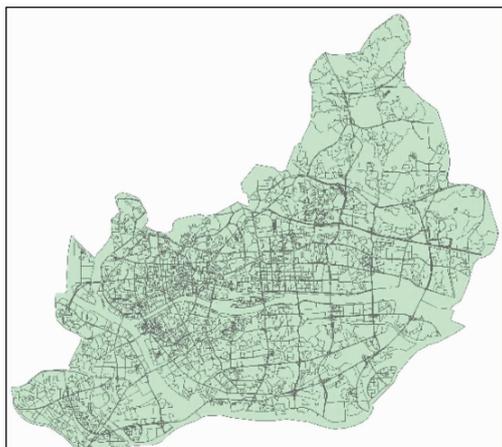


图 7 研究区地块单元矢量图斑

Fig. 7 Plot unit vector pattern spot in the study area

在棋盘分割算法的基础上,对地块单元矢量图斑添加图层,将研究区的高分影像进行分割^[19],影像局部分割结果如图 8 所示。



图 8 影像基于矢量分割结果

Fig. 8 Image segmentation is based on vector segmentation results

将分割出的矢量图层与上文利用 ENVI Deep Learning 提取出的轮廓信息进行叠加,并为各地块对象添加城中村与非城中村的属性值,最后进行修正统计,制作一份完整的标签数据。

利用机器学习软件包 LIBSVM^[20]分类器完成地块单元数据集的分类,通过自定义选取数据集中的特征向量,对光谱特征、建筑物特征和 POI 特征进行不同的组合叠加^[21-22],得出 LIBSVM 分类器在选取不同特征向量时的城中村分类精度(表 2)。

表 2 选择不同特征属性的分类精度

Tab. 2 Select the classification accuracy of different feature attributes

序号	特征类型	特征子集	分类精度/%
1	光谱、建筑物、POI	Mean, Brightness, Area, Floor, SUM_Area, AVG_Area, AVG_Floor, SD_Floor, POI_Mean	90.193 6
2	光谱、建筑物	Mean, Brightness, Area, Floor, SUM_Area, AVG_Area, AVG_Floor, SD_Floor	84.652 5
3	光谱、POI	Mean, Brightness, POI_Mean	77.620 8
4	建筑物、POI	Area, Floor, SUM_Area, AVG_Area, AVG_Floor, SD_Floor, POI_Mean	69.899 0
5	光谱	Mean, Brightness	65.659 7

由表 2 可知,使用 LIBSVM 分类器区分城中村与非城中村地块,仅利用影像的光谱特征,难以达到较好分类效果,融合 POI 特征和建筑物特征后,可以取得较好的分类效果。将结果映射到地块单元矢量文件的属性表中,得到如图 9 所示的识别结果,图中共计识别出城中村地块 455 个,根据统计结果,发现

有 401 个城中村被正确识别,分类精度高达 90.19%。图 10 为部分识别结果叠加 Google Earth 影像。

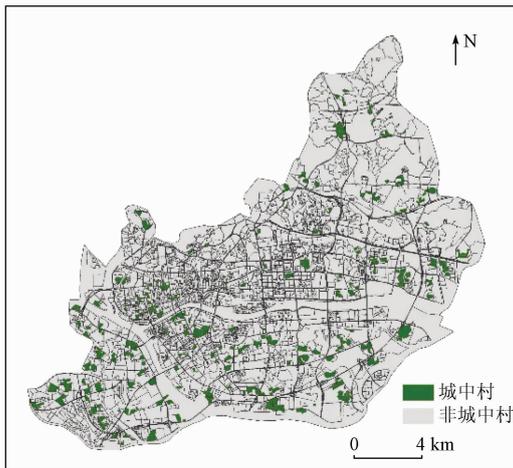


图 9 城中村识别结果

Fig. 9 Urban village identification results



图 10 在 Google Earth 上显示识别结果

Fig. 10 Display the recognition results in Google Earth

城中村的错分对象主要为老旧居民区和工业区。三者之间共同特征为绿化率低、楼层较矮,当单个面积较小的建筑物所占该地块总比例较高时,三者影像上表现出的特征极为相似,所以 LIBSVM 分类器很容易误判。

海珠区城中村数量最多、密度最大;其次是天河区、荔湾区;最后是越秀区,越秀区为中心商业区,城中村改造完成度高;整体而言,研究区域城中村分布较为分散,分布在整个城市区域中。

4 结论

针对目前城中村研究缺少数据支撑和定量分析等问题,将遥感影像提取技术与 GIS 空间分析技术相结合,提出基于深度学习工具提取城中村和基于多元空间数据识别城中村地块的方法。实验结果表

明,利用深度学习工具,能够较好地提取出城中村边界信息。基于路网分割高分辨率遥感影像,结合机器学习分类方法识别城市不同地块单元,对城中村可精细提取,分类精度高达90%。

本文基于多元数据对城中村提取进行了研究,但提取结果仍存在一定的偏差,进一步研究的问题主要包括:

1)在融合多元空间数据辅助提取城中村时,可考虑添加 Sentinel 卫星数据,表示出地物的空间高度信息,用于区分城中村建筑和平整的运动场等地物。

2)因训练模型耗时较长,且模型训中存在一定的随机性,对于高分辨率遥感影像复杂的地物环境,提取结果仍存在与老旧居民区、工业区混合现象,可考虑进一步优化模型参数,提升提取效率及精度。

参考文献(References):

- [1] 刘辉. 基于高分辨率遥感影像的城中村提取方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2018.
- Liu H. Study on extraction method of urban villages based on high-resolution remote sensing image [D]. Wuhan: Wuhan University, 2018.
- [2] Boutell M R, Luo J, Brown C M. Scene parsing using region-based generative models [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2007, 9(1): 136-146.
- [3] 尚春艳. 基于高分辨率影像的城中村土地利用变化检测[D]. 西安: 长安大学, 2017.
- Shang C Y. Detection of land use change in urban villages based on high resolution images: A case study of Chang'an District, Xi'an City [D]. Xi'an: Chang'an University, 2017.
- [4] Li Y, Huang X, Liu H. Unsupervised deep feature learning for urban village detection from high-resolution remote sensing images [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing Journal of the American Society of Photogrammetry, 2017, 8(13): 567-579.
- [5] Chen Y B, Chang K T, Han F Z, et al. Investigating urbanization and its spatial determinants in the central districts of Guangzhou, China [J]. Habitat International, 2016, 51: 59-69.
- [6] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- Zhou Z H. Machine learning [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [7] 崔珂玮, 张亚豪, 刘彤, 等. 基于ENVI深度学习模型的卫星影像识别方法研究[J]. 现代信息技术, 2020, 4(1): 57-59.
- Cui K W, Zhang Y H, Liu T, et al. Research on satellite image recognition method based on ENVI deep learning model [J]. Modern Information Technology, 2020, 4(1): 57-59.
- [8] 黄亮, 左小清, 冯冲, 等. 基于Canny算法的面向对象影像分割[J]. 国土资源遥感, 2011, 23(4): 26-30. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2011. 04. 05.
- Huang L, Zuo X Q, Feng C, et al. Object-oriented image segmentation based on Canny algorithm [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2011, 23(4): 26-30. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2011. 04. 05.
- [9] 高扬. 基于卷积神经网络的高分辨率遥感影像建筑物提取[D]. 南京: 南京大学, 2018.
- Gao Y. Building extraction of high-resolution remote sensing image based on convolutional neural network [D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.
- [10] Cui C H, Han Z G. Spatial patterns of retail stores using POIs data in Zhengzhou, China [C]//2015 2nd IEEE International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services (ICSDM). IEEE, 2015: 88-92.
- [11] Liu J, Deng Y, Wang Y, et al. Urban nighttime leisure space mapping with nighttime light images and POI data [J]. Remote Sensing, 2020, 12(3): 541.
- [12] 禹文豪, 艾廷华. 核密度估计法支持下的网络空间POI点可视化与分析[J]. 测绘学报, 2015(1): 82-90.
- Yu W H, Ai T H. The visualization and analysis of POI features under network space supported by kernel density estimation [J]. Journal of Surveying and Mapping, 2015(1): 82-90.
- [13] Maulik U, Chakraborty D. Remote sensing image classification: A survey of support-vector-machine-based advanced techniques [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2017, 5(1): 33-52.
- [14] Patra S, Bruzzone L. A novel SOM-SVM-based active learning technique for remote sensing image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(11): 6899-6910.
- [15] 陈昂, 杨秀春, 徐斌, 等. 基于面向对象与深度学习的榆树疏林识别方法研究[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(9): 1897-1909.
- Chen A, Yang X C, Xu B, et al. Study on drought and flood evolution in Guangxi based on TRMM data and SPI drought index [J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(9): 1897-1909.
- [16] 陈良浩, 朱彩英, 郭连惠, 等. 基于DSM点云纠正的正射影像房屋边缘锯齿消除[J]. 测绘科学技术学报, 2017, 34(3): 279-282.
- Chen L H, Zhu C Y, Guo L H, et al. Removing aliasing effects of house edge in DOM based on the correction of DSM [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2017, 34(3): 279-282.
- [17] 刘文雅, 岳安志, 季珏, 等. 基于DeepLabv3+语义分割模型的GF-2影像城市绿地提取[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(2): 120-129. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 02. 16.
- Liu W Y, Yue A Z, Ji J, et al. Urban green space extraction from GF-2 remote sensing image based on DeepLabv3+ semantic segmentation model [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(2): 120-129. doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 02. 16.
- [18] 罗仙仙, 曾蔚, 陈小瑜, 等. 深度学习用于遥感图像处理的研究进展[J]. 泉州师范学院学报, 2017, 35(6): 35-41.
- Luo X X, Zeng W, Chen X Y, et al. Research progress of deep learning method used to remote sensing image processing [J]. Journal of Quanzhou Normal University, 2017, 35(6): 35-41.
- [19] Tastan E, Sozen T. Oblique split technique in septal reconstruction [J]. Facial Plastic Surgery, 2013, 29(6): 487-491.
- [20] Abdiansah A, Wardoyo R. Time complexity analysis of support vector machines (SVM) in LIBSVM [J]. International Journal Computer and Application, 2015, 128(3): 28-34.

- [21] 刘伟. 基于无人机多光谱遥感影像的地物分类方法研究[D]. 石河子:石河子大学,2017.
Liu W. Study of object classification based on multispectral images of UAV[D]. Shihezi:Shihezi University,2017.
- [22] 胡蕾,侯鹏洋. 一种基于光谱与纹理特征的多光谱遥感图像

地物分类方法[J]. 中国科技论文,2015,10(2):197-200.
Hu L,Hou P Y. A multi-spectral remote sensing image feature classification method based on spectrum and texture features[J]. Chinese Science and Technology Paper,2015,10(2):197-200.

Fine extraction of urban villages in provincial capitals based on multivariate data

FENG Dongdong^{1,2,3}, ZHANG Zhihua^{1,2,3}, SHI Haoyue^{1,2,3}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. National-Local Joint Engineering Research Center of Technologies and Applications for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China; 3. Gansu Provincial Engineering Laboratory for National Geographic State Monitoring, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Urban villages refer to the rural settlements where the homesteads are surrounded by cities after the farmland in the settlements is expropriated. Given the lack of data support and quantitative analyses in the current researches on urban villages, this study aims to extract the boundaries of urban villages using the deep learning tools in ENVI based on multiple spatial data such as high-resolution remote sensing images, building outlines, and points of interest (POI). The study area is the main urban area of Guangzhou City—the capital of Guangdong Province, for which the initial correct recognition rate of urban villages was 64.31%. To overcome the confusion between the urban villages and some old residential areas and industrial areas in the extraction results, high-resolution remote sensing images were further segmented using the road network to produce label data of urban villages. Then the outlines of the urban villages in the city were extracted using a support vector machine classifier based on machine learning classification algorithms, obtaining precision of up to 90.19%. Therefore, this study can serve as a reference for the reconstruction of urban villages and urban planning and design in the study area to some extent.

Keywords: urban villages; road network-based segmentation; label raster; deep learning; support vector machine

(责任编辑:张仙)