

融合光谱特征和超像素的遥感建筑物分级提取^{*}

覃泓宁 李自立

(广西师范大学电子与信息工程学院 桂林 514000)

摘要:目前,大多数基于深度学习提取建筑物是采用语义分割的方式,没有考虑建筑物几何特性,而传统方法在对遥感建筑物提取时只考虑其灰度特征,都难以有效提取。针对该问题对光谱信息进行了研究,提出了融合光谱特征和超像素的建筑物提取方法。首先基于分水岭变换产生许多形状大小不一的超像素子区域;然后利用建筑物的光谱特征对建筑物超像素进行合并,从而实现对遥感影像建筑物的初提取;在此基础上剔除已提取出的建筑物,然后根据几何特征选择滑动领域操作抑制噪声;最后根据最大类间方差(Otsu)对遥感影像建筑物进行后提取。所处理的遥感影像建筑物包括荒地、山地、城郊、城市4种类型的区域,通过和经典算法对比验证,实验结果表明,该算法在遥感建筑物提取上有一定优越性。

关键词:遥感;超像素;模糊聚类;建筑物提取

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Remote sensing building classification extraction by fusion of spectral features and superpixels

Qin Hongning Li Zili

(School of Electronic Engineering, Guangxi Normal University, Guilin 541000, China)

Abstract: At present, most deep learning-based building extraction is based on semantic segmentation without considering building geometric characteristics, while traditional methods only consider their grayscale features in remote sensing building extraction, both of which are difficult to extract effectively. To address this problem, spectral information is studied and a building extraction method that fuses spectral features and super pixels is proposed. The method firstly generates many subregions with different shapes and sizes of superpixels based on the watershed transform; then the spectral features of buildings are used to merge the superpixels of buildings to achieve the primary extraction of buildings from remote sensing images; on this basis, the extracted buildings are rejected, and then the sliding field operation is selected to suppress the noise according to the geometric features; finally, the buildings are post-extracted from remote sensing images according to the maximum inter-class variance (Otsu). Finally, the buildings are post-extracted according to the maximum inter-class variance (Otsu). The buildings of remote sensing images processed in this paper include four types of areas: wasteland, mountainous area, suburban area and urban area. By comparing and verifying with the classical algorithm, the experimental results show that the algorithm is superior in remote sensing buildings extraction.

Keywords: remote sensing; superpixels; fuzzy clustering; building extraction

0 引言

随着遥感技术的不断进步,遥感影像数据也随之剧增。其中卫星遥感影像具有覆盖范围广,获取影像周期短并且包含丰富的颜色、纹理和形状信息等的优点^[1],使得

其在城市规划,人口调查,建筑物变换检测,环境评估等应用中具有极为重要的意义^[2]。建筑物是基础地理数据库中最常见的人工地物目标类型之一,也是人类生产生活的重要依靠^[3-4]。从遥感影像中进行建筑物区域的提取,对数字化城市的建设,地理信息更新具有重要意义和实际应

收稿日期:2022-12-30

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61661009)项目资助

用价值^[5]。

近年来,利用遥感影像提取建筑物成为一个研究热点,国内外专家学者提出的用于提取建筑物的策略和模型,如今主要方法大致分为基于几何特征的提取方法,基于机器学习的提取方法^[6],基于其他辅助下的提取方法和基于超像素的提取。基于几何特征的方法是图像提取中的经典算法^[7]。朱添翼等^[8]提出基于直线特征建筑物提取,该方法在形状特征基础上结合中线特征提取出建筑轮廓,优点是能够准确保存建筑物的外形边缘,计算量小,但是由于只考虑直线特征,无法提取出建筑物中被遮挡部分和剔除阴影部分;近年来机器学习算法突飞猛进,在建筑物提取上取得了巨大进步。刘大伟等^[9]利用信息网络(deep belief networks, DBN)对纹理和光谱信息进行提取,同时对建筑物进行随机采样,根据采样的样本对建筑进行提取,该方法的优点是提取精确度高,但是该方法依赖样本大,无法适应小规模数据的建筑物提取,利用其他辅助下的提取方法在遥感建筑物上有很好的应用。郭军士等^[10]提出了一种建筑物和阴影的形态学指数,此方法能够精确提取遥感建筑物,但是在城区建筑物密集的地方并不能很好提取出建筑物的形状。Lei等^[11]提出一种基于超像素预分割的方法,超像素是指影像上的大小形状固定的相邻的窗口^[12],该方法不仅利用了图像的灰度信息,还提供了更好的局部空间信息,可以直接对彩色图像进行分割。但是在较为复杂场景的遥感影像中,存在严重的道路、田地、林地等噪声,使得分割后的建筑物目标形状不完整,无法与光谱特征相似的道路目标分离成独立的对象,频频发生建筑物误判漏判的问题^[13]。

针对以上方法的局限性,提出一种融合光谱特征和超像素的遥感影像建筑物分级提取策略。充分利用遥感影像的彩色直方图信息,获取有效特征,提高建筑物提取的完整度和准确率。本文通过滑动领域操作抑制噪声的方法,取得了较好的成果。

1 方法原理

在高分辨率遥感影像中,建筑物的光谱信息通常表现比较均匀,几何信息比较规则^[14-15]。本文提出建筑物提取方法将灰度空间扩展至三通道颜色空间,综合考虑图像的光谱信息和空间信息。

本文方法主要分为3个阶段:1)通过基于超像素模糊聚类的遥感图像提取一部分分割完整建筑物目标;2)采用图像的差分运算剔除第1阶段初提取的建筑物,然后基于滑动领域操作有效抑制噪声干扰;3)在第2阶段基础上基于超像素模糊聚类方法进行建筑物后提取。建筑物分级提取过程的流程如图1所示。

为了将建筑物分级提取过程描述更加清晰,算法过程示意图如图2所示。图2(a)是输入的RGB遥感影像;图2(b)是通过超像素模糊聚类初步提取建筑物得到的结果;图2(c)是从(a)中剔除已经提取建筑物的结果;图2

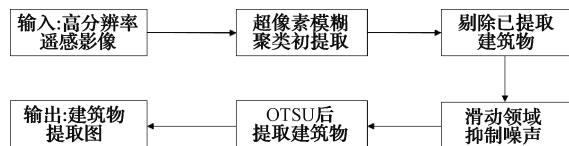


图1 建筑物提取流程

(d)是通过滑动领域抑制噪声得到结果;图2(e)是利用最大类间方差(Otsu)算法后提取建筑物得到结果;图2(f)是最终建筑物提取结果的二值化表示。

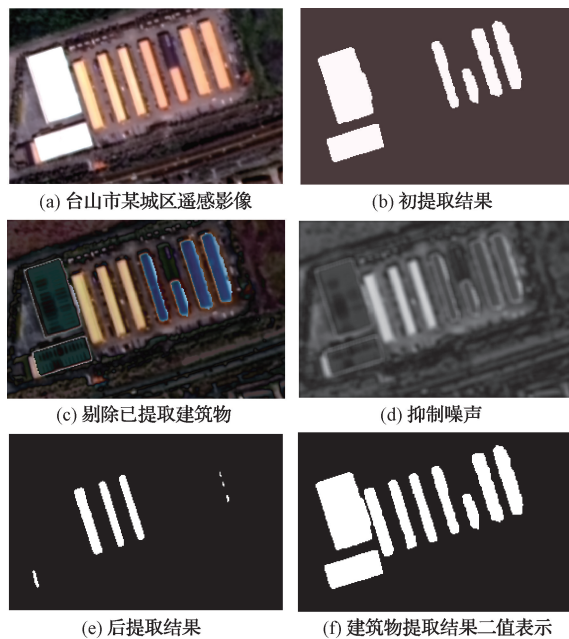


图2 算法过程示意图

1.1 超像素的模糊聚类算法初步提取建筑物

聚类是一种重要的图像分割方法,近年来,提出了不少算法将局部空间信息引入目标函数,其中自适应领域信息采用不固定的大小形状窗口,该算法比固定的大小形状窗口有更好的鲁棒性,有更好的分割效果,虽然考虑了领域信息却忽略了重要的隶属度信息。如何在引入局部空间信息的同时又能有效降低算法的时间复杂度是现在要解决的主要问题。

基于超像素的模糊聚类算法能有效解决上述问题。超像素是按照颜色等具有相似特征的像素将图像过分割为多个小区域,这些小区域定义为图像中感知均匀和同质的区域,即用比像素级别更大的像素区域为单元描述一幅图像。通过计算超像素区域平均值替换成区域中所有像素,以此来减少图像中不同的像素数量^[16],从而实现图像局部空间信息的预分割。超像素模糊算法主要分为4个步骤^[17]:1)基于多尺度形态学梯度重建(multiscale morphological gradient reconstruction, MMGR-WT)的新型小波变换生成超像素;2)根据生成的超像素进行聚类;3)基于彩色图像光谱均值直方图的统计方法提取遥感影像建

建筑物的光谱特征;4)将符合建筑物光谱特征的超像素进行区域合并,最终得到分割的结果。该算法的框架如图3所示。



图3 算法框架

1) MMGR-WT 生成超像素

数学形态学分割中分水岭算法极为经典,Lei等^[18]提出了不同SE的多尺度形态学梯度重建,改进了一般的多尺度形态算子,在多尺度形态运算结果的平均值上引入了加权系数,公式如下:

$$Y = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m v_i g_i \quad (1)$$

式中:Y是输出结果;i是结构元SE半径,且满足 $1 \leq i \leq m$;v_i为第i个尺度结果的加权系数,虽然加权平均结果稍微好于不加权的结果,但是却难以获得最佳的加权系数。为了消除算法对SE的依赖性,超像素模糊聚类算法使用了不同的SE重建梯度图像后再将重建结果合并,提出的MMGR公式如下:

$$R_g^{MC}(f, r, R) = V \{ R_g^c(f) S_{r_1}, R_g^c(f) S_{r_1+1}, L, R_g^c(f) S_R \} \quad (2)$$

式中: R_g^c 表示形态学腐蚀操作,腐蚀重建要求 $g \leq f$;V代表最大算子,f和g分别表示标记图像和模板图像,r和R分别表示最小半径与最大半径。其中半径的确定极为重要,Lei等^[18]通过大量试验得到参数η来制约R,从而确定半径大小:

$$\text{Max} \{ R_g^{MC}(f, r, R) - R_g^{MC}(f, r, R+1) \} \leq \eta \quad (3)$$

通过形态学闭运算用不同大小的结构元对梯度重建,得到多幅重建图像,计算所有重建梯度图像的最大值,最终得到具有边缘细节的梯度图像。生成超像素示意图如图4所示。

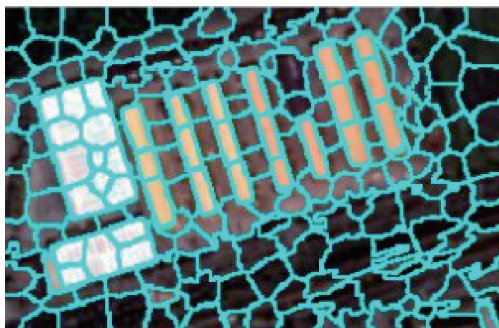


图4 生成超像素示意图

2) 超像素模糊聚类

本文采用超像素模糊聚类(图5)方法提取遥感影像建筑物,算法能够以非常低的计算成本实现彩色图像分割,却能够达到较高的分割精度。基于超像素的快速模糊聚类的目标函数是:

$$J = \sum_{l=1}^N \sum_{k=1}^c S_l U_{kl}^m \left\| \left(\frac{1}{S_l} \sum_{p \in \alpha_l} x_p \right) - v_k \right\|^2 \quad (4)$$

式中:N是超像素的数量;l是颜色级别并且满足 $1 < l < N$;c是聚类数量; U_{kl} 是第i个超像素点与第k个聚类中心之间的隶属度;m是加权指数,表示第i个超像素区域内的像素数量;P是第i个超像素内的颜色像素; v_k 为第k个聚类中心。通过拉格朗日乘子法求解上述问题,使得式(4)最小。



图5 模糊超像素聚类

3) 遥感建筑物光谱特征分析

在自然界中,任何地物自身具有区别于其他地物的电磁辐射规律,具有吸收,反射,辐射波谱中某些波段的特征,而这种特性就称为光谱特性。各类地物具有其各自的光谱特性,而建筑物因其建筑材料导致光谱特征比较好判断,总体而言,建筑物的光谱特征在3个波段中反射率较高,如图6所示。本文首先利用光谱均值直方图获得建筑物的光谱特征,然后获取每个超像素RGB三个颜色空间的光谱均值,通过计算光谱均值直方图与聚类中心的欧氏距离完成聚类。

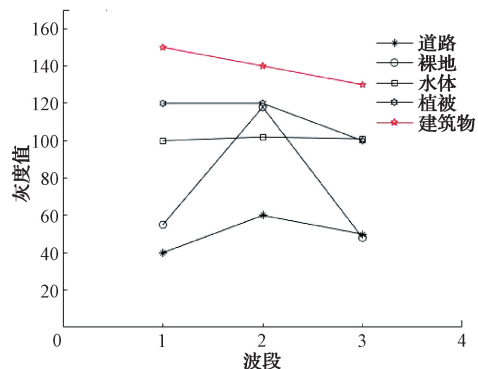


图6 典型地物平均波谱响应曲线

4) 超像素合并

根据上述遥感图像中建筑物光谱特征明显高于其他地物的特点,融合光谱差异的空间约束模糊聚类,对相邻像素光谱特征的权重进行归一化处理,通过对其相似度分析,判断分割对象是否需要合并,进而对超像素建筑物区域进行合并,如图7所示。对遥感影像建筑物进行超像素分割后得到 n 个超像素区域,超像素区域用 S_i 表示, $1 \leq i \leq n$, 每个超像素区域用包含 RGB 三个颜色空间向量特征来描述:

$$S_i = \{R_i, G_i, B_i\} \quad (5)$$

对光谱权重归一化处理的计算公式如下:

$$W_{R_{S_i}} = \frac{R_{S_i}}{R_{S_i}, G_{S_i}, B_{S_i}} \quad (6)$$

$$W_{G_{S_i}} = \frac{G_{S_i}}{R_{S_i}, G_{S_i}, B_{S_i}} \quad (7)$$

$$W_{B_{S_i}} = \frac{B_{S_i}}{R_{S_i}, G_{S_i}, B_{S_i}} \quad (8)$$

其中, W 表示分别对 RGB 三个颜色空间的权重估算量。光谱差异由光谱异质性和欧氏距离两个部分加权而成。首先用上述公式对光谱特征权重进行估计,以 RGB 三个空间颜色权重距离代替欧氏距离。该距离是两个点之间的加权距离,反映出像素数据的全局一致性。光谱差异为:

$$Y_{ij} = (W_{R_{S_i}} \times (K_{R_i} - K_{R_j}) + W_{G_{S_i}} \times (K_{G_i} - K_{G_j}) + W_{B_{S_i}} \times (K_{B_i} - K_{B_j}))^{1/2} \quad (9)$$

式中: $K_{R_i}, K_{G_i}, K_{B_i}$ 超像素区域中任意的一个点; $K_{R_j}, K_{G_j}, K_{B_j}$ 分别代表超像素预分割区域中搜索像素点; Y_{ij} 代表两个超像素区域的相似程度。

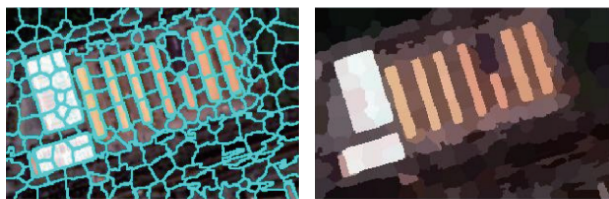


图7 超像素合并示意图

1.2 滑动领域操作

滑动领域操作是将每一个像素值与其领域内的像素值进行操作运算得到对应像素值的算法。常见的操作有

取最大数,最小数,平均数等。如图8所示,最小值虽然很好抑制了建筑物周围噪声,但是丢失了建筑物几何信息。取最大值操作不能很好抑制噪声。取平均值操作能抑制噪声的同时保留建筑物的几何信息,因此本文选择取平均数操作为抑制图像噪声的处理。



图8 滑动领域操作示意图

1.3 Otsu 算法

基于得到的灰度图像,用 Otsu 算法基于式(10)对图像的光谱信息进行分析。

$$\delta^2 = \omega_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 \times (\mu_1 - \mu)^2 \quad (10)$$

式中: δ 是类间方差; ω_0 是前景像素占总像素的比例; μ_0 是前景的平均灰度值; ω_1 是背景像素占总像素的比例; μ_1 是背景的平均灰度值。

2 实验结果分析

传统的图像提取多是根据灰度图像进行处理,但是无法很好抑制噪声干扰,并且无法利用地物的光谱特性进行提取,由于缺少对光谱特征的分析导致多数提取效果不尽如人意。近年来提出的一些优秀的基于 RGB 遥感影像的建筑物提取方法,本文选取了最具代表性的3种方法, AFCCF(automatic fuzzy cluster framework)^[18]、文献[12]算法以及本文算法进行比较。在实验阶段,采用的是基于高分一号卫星获取的台山市遥感影像,将影像分割成包含200个有效建筑物信息的图像,为验证超像素模糊聚类分级提取方法的有效性和可靠性,选取了具有代表性的4类常见的建筑物提取方法进行实验对比。本文的实验环境为 Intel(R) Core(TM) i5-8300H, 8GRAM, MATLAB 2018b。

2.1 实验数据集和对比结果

为了验证本文算法的普遍适用性,本文选取了5景坐落不同地貌的高空间分辨率遥感影像建筑物,如图9所示。其中图9(a)坐落于荒地的建筑物,建筑物四周有大片荒地环绕,裸地以及植被会对建筑物提取有一定干扰。图9(b)坐落于山地的建筑物,此处的建筑物周围众多山

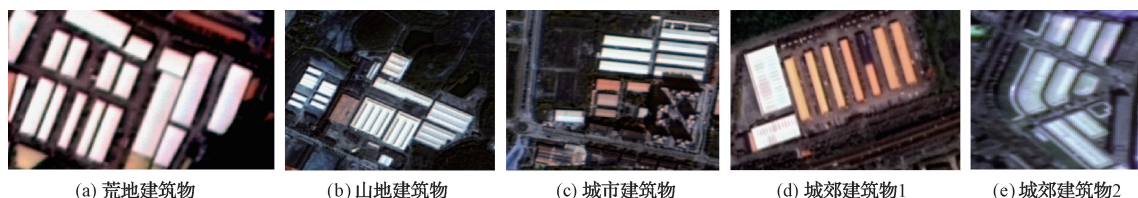


图9 遥感影像 RGB 建筑物原始图

地环绕,并且植被与建筑物的光谱特性较为相似,所以此类型的建筑物在提取时,极易受干扰。图9(c)坐落于城市建筑物,此处的建筑物周围存的高楼阴影对建筑物的提

取影响较大。图9(d)和(e)坐落于城郊的建筑物,此处的建筑物形状大小不一致,交错而建,距离建筑物较近的公路和林地对建筑物的提取产生影响。结果如图10所示。

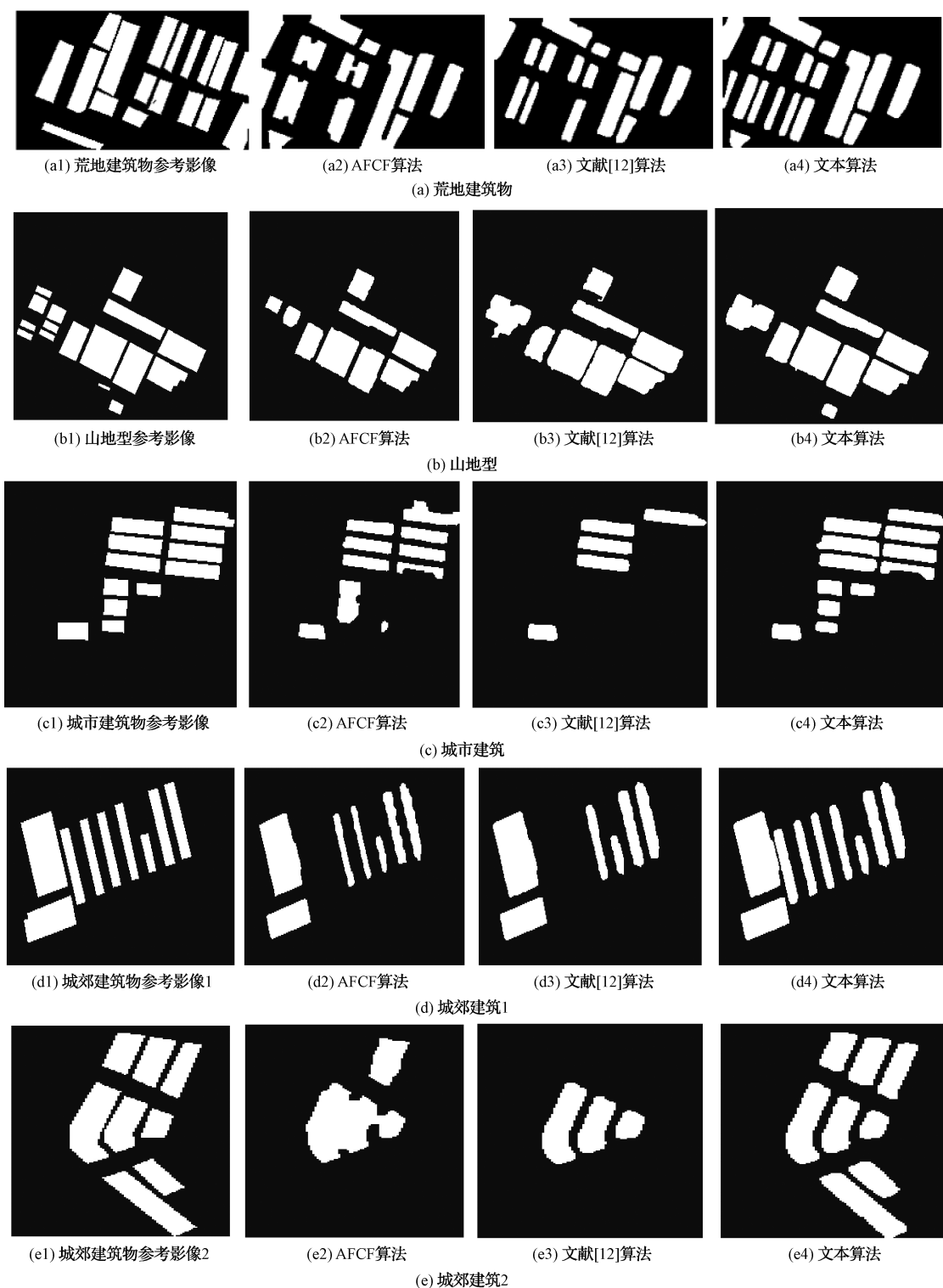


图10 建筑物提取算法对比结果

AFCF 算法能够提取大部分的建筑物区域,虽然能够滤除绝大部分非建筑的区域,但是也存在非建筑物区域的

噪声。在荒地,城市,城郊区域建筑物提取时均产生了粘连噪声,因为该算法在进行像素合并时无法将有干扰的像

素分离开,导致产生非建筑物区域噪声。

文献[12]算法能够很好解决 AFCF 算法存在的粘连噪声的问题,但是该算法无法提取完整的建筑物区域。在城市和城郊区域,由于建筑物之间间距过小,容易产生边界不明显的现象,导致超像素合并时受到周围建筑物像素干扰,很难将其分离开。

本文算法综合兼顾了遥感影像建筑物的光谱特征、结合超像素和滑动领域操作,能够最大程度保留建筑物的完整性,并且能够有效抑制其他算法在提取时产生的噪声粘连现象。

2.2 算法定量评价指标

定量对比中,实际的建筑物参考影像由目视解译提取。在定量对比中所有建筑物提取方法使用交并比(intersection-over-union, IoU)和 P-R 方法作为评价标准以评估不同遥感影像建筑物提取模型在各个实验对象上的性能。在样本均衡(正负像素数目相近)的实验对象中, P-R 可以客观地描述算法的分类能力,即遥感影像 RGB 建筑物提取能力。但是,在遥感影像图像中,建筑物可能只占很小的区域,因此仅仅考 P-R 方法难以描述算法对建筑物的分类能力,所以交并比方法被引入图像分割任务中,能够较为客观的评估算法在不同实验对象中的性能。P-R 和交并比方法的计算方式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$F1 = \frac{Precision \times Recall \times 2}{Precision + Recall} \quad (13)$$

$$IoU = \frac{A}{A + B + C} \times 100\% \quad (14)$$

$$A = B \cap C \quad (15)$$

式中: Precision 是分割精度,值越大,精度越高; Recall 是边界召回率,能够很好反映提取出的建筑物边界和参考边界之间的差异,值越大,边界附着效果越好; F1 是对 Precision 和 Recall 进行整体评价; TP 是建筑物被正确分割的结果像素的样本个数,由人工采集标记; FP 为背景像素被分为建筑物的分割结果的样本个数; FN 为建筑物分割结果被分为背景像素的样本个数; IoU 代表提取结果和参考影像之间的相关程度,值越大,表明提取效果越好; B 代表参考影像的总像素个数; C 代表提取结果的总像素个数; A 代表两个区域相交的总像素个数。

2.3 影像提取结果比较分析

从分割精度,建筑物完整度和视觉效果来看,本文提取的方法都得到了最优的提取结果,并且本文方法提取的建筑物表面区域的细节提取清晰,分割呈现出规则的矩形,同时一些边界模糊的位置也能够被准确的提取出来。AFCF 方法能将遥感影像建筑物的主建筑物区域提取出来,但是由于该方法更加关注于地物的光谱特性和忽略了遥感影像的局部空间信息,导致在提取城市建筑物的时候提取出了和建筑物光谱特性近似的非建筑物。文献[12]方法利用超像素模糊聚类提取遥感建筑物,没有出现额外噪音,但是该方法在提取荒地遥感建筑物时,提取完整度上不尽如人意,出现了建筑物的漏取。本文方法考虑到超像素模糊聚类的优势和不足,将该方法作为建筑物初提取,在初提取基础上再对遥感影像建筑物进行后提取,能够遥感影像中建筑物完整提取出来。

定量分析结果如表 1 所示,可以看出,本文提出的方法无论是从 IoU 指标还是 P-R 指标结果看都具有明显的优势,说明本文方法在地物提取方面展示出了较好的优越性。特别是在城郊和山地区域提取结果有明显的提高,在

表 1 定量分析结果

区域	方法	IoU/%	Precision/%	Recall/%	F1/%	运算时间/s
荒地建筑物	AFCF	0.606	0.711 017	0.804 756	0.754 988	4.25
	SSFCM	0.582	0.631 620	0.881 608	0.735 965	1.95
	本文	0.720	0.805 788	0.861 866	0.836 895	2.06
城市建筑物	AFCF	0.668	0.972 025	0.680 932	0.800 847	2.89
	SSFCM	0.675	0.924 427	0.713 983	0.805 690	1.70
	本文	0.877	0.931 328	0.938 136	0.934 720	1.98
山地建筑物	AFCF	0.784	0.984 945	0.793 259	0.878 771	3.12
	SSFCM	0.785	0.892 296	0.867 174	0.879 555	2.40
	本文	0.840	0.914 472	0.911 152	0.912 809	2.54
城郊建筑物 1	AFCF	0.580	0.743 337	0.726 362	0.734 752	2.80
	SSFCM	0.527	0.985 491	0.530 649	0.689 844	2.77
	本文	0.712	0.777 005	0.894 832	0.831 766	2.90
城郊建筑物 2	AFCF	0.461	0.925 307	0.479 257	0.631 455	30.87
	SSFCM	0.343	0.957 343	0.348 435	0.510 916	2.17
	本文	0.836	0.963 005	0.880 122	0.910 479	2.23

荒地和城市由于裸地和阴影部分的影响导致该方法在建筑物提取上有局部区域信息的丢失。AFCF 算法受到光谱信息近似的裸地和公路的影响,会出现几个被误提取的非建筑物噪声,因此 AFCF 方法在荒地区域的 Precision 不高,而在山地,城市区域,AFCF 算法在 P-R 指标评价中有着不错的效果,综合指标 F1 的值均能够在 70% 以上,这表明该算法在遥感影像中能够提取出大部分的建筑物。但是在 IoU 指标中,由于产生的噪声以及分割边界不精确,导致该指标的效果并不好,这表明该算法对建筑物提取时候无法很好地得到精确的边界。文献[12]算法充分利用地物的光谱信息以及局部空间信息,在超像素分割基础上利用建筑物光谱值明显大于其他地物的特点,能够过滤掉所有的非建筑物噪声,但是也出现了漏提取建筑物的情况。因此,文献[12]算法在 P-R 方法中 Recall 指标不高,但是 Precision 值很高,说明该方法在过滤噪声方面的表现是极好的,基于这个优势,本文将文献[12]算法作为建筑物的初提取进行实验。本文提出的基于超像素模糊聚类的分级提取策略在 IoU 指标以及 P-R 指标中均明显好于其他两个指标,这是因为该方法充分利用了超像素模糊聚类在建筑物提取方面的优势。

3 结 论

针对高分辨率遥感影像建筑物具有多种特征的特点,提出融合光谱信息和超像素的方法实现遥感建筑物的分级提取。突破了灰度影像的研究方法,充分考虑 RGB 图像的光谱信息以及空间信息进行验证分析,并且利用滑动领域操作对遥感影像进行噪声抑制。选取坐落于不同地貌区域的建筑物进行结果的定性和定量分析。实验表明,该方法能够在遥感影像建筑物提取中有较好的鲁棒性。充分利用经典地物中建筑物的平均波谱信息明显高于其他的地物这一特点,能够将建筑物从遥感影像中较为完整地提取出来。

然而本文方法也存在不足之处,当遥感影像中建筑物的光谱信息不明显或者出现建筑物阴影时候,本文提出的方法不能很好地提取出完整的建筑物。接下来的工作重点是在本文基础上提高算法的泛化能力。

参 考 文 献

- [1] 唐建宇,唐春晖. 基于旋转框和注意力机制的遥感图像目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 114-120.
- [2] 张正,王宏琦,宁忠磊,等. 高分辨率遥感图像中城区建筑物自动测绘方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2010, 29(6): 49-53.
- [3] 韩彬彬,张月婷,潘宗序,等. 基于稠密金字塔网络的遥感影像建筑物提取[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(5): 5-10.
- [4] 潘伟豪,徐赛博,郭弘扬,等. 基于 D-S 证据理论的高分遥感影像建筑物变化检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 194-203.
- [5] 王超,申祎,仇星,等. 基于优化视觉词典的震后高分遥感影像震害建筑物检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(10): 40-50.
- [6] 艾泽天. LiDAR 辅助遥感影像建筑物分类识别和提取研究[D]. 焦作:河南理工大学, 2011.
- [7] 付宝晶,李自立. 基于多特征融合的遥感图像河流提取[J]. 中国农村水利水电, 2022(12): 53-58.
- [8] 朱添翼,范强,杜漫飞. 一种遥感图像建筑物直线特征提取算法[J]. 测绘通报, 2017(6): 36-39. 0185.
- [9] 刘大伟,韩玲,韩晓勇. 基于深度学习的高分辨率遥感影像分类研究[J]. 光学学报, 2016, 36(4): 298-306.
- [10] 郭军士. 基于改进形态学指数的 ZY3 影像建筑物和阴影的提取及应用[D]. 西安:西安科技大学, 2015.
- [11] LEI T, XIA X, ZHANG Y, et al. Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation[J]. IEEE Transaction ON Fuzzy Systems, 2019, 27(9): 1753-1766.
- [12] 黄亮,姚丙秀,陈朋弟,等. 高分辨率遥感影像超像素的模糊聚类分割法[J]. 测绘学报, 2020, 49(5): 589-597.
- [13] 陶超,谭毅华,蔡华杰,等. 面向对象的高分辨率遥感影像城区建筑物分级提取方法[J]. 测绘学报, 2010, 39(1): 39-45.
- [14] 林雨淮,张保明,王丹韵,等. 多特征融合的高分辨率遥感影像建筑物分级提取[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1798-1808.
- [15] 王强辉,华文深,张炎,等. 基于稀疏表示的高光谱目标检测算法研究进展[J]. 激光杂志, 2020, 41(5): 7-13.
- [16] 杨鑫. 基于超像素的 FCM 图像分割算法研究[D]. 兰州:西北师范大学, 2021.
- [17] 黄亮,姚丙秀,陈朋弟,等. 融合层次聚类的高分辨率遥感影像超像素分割方法[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(2): 263-272.
- [18] LEI T, LIU P, JIA X H, et al. Automatic fuzzy clustering framework for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2020, 28(9): 2078-2092.

作 者 简 介

覃泓宁,硕士研究生,主要研究方向为建筑物提取及遥感图像处理。

E-mail: 1042744508@qq.com

李自立,副教授,博士,主要研究方向为图像处理、雷达信号处理。

E-mail: zli_enishi@sina.com