

# 高分遥感影像建筑物轮廓的逐级优化方法

常京新<sup>1</sup>, 王双喜<sup>1</sup>, 杨元维<sup>1\*</sup>, 高贤君<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>长江大学地球科学学院, 湖北 武汉 430100;

<sup>2</sup>武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

**摘要** 针对高分辨率遥感影像中分类法提取的建筑物轮廓不规则问题,设计了一种逐级优化规整建筑物轮廓的方法。根据分类验证思想提取的建筑物的初始结果,首先提取建筑物初始轮廓进行多边形拟合,获取与建筑物轴线倾斜程度相一致的最佳拟合外接矩形,然后将建筑物轮廓线段与最佳拟合外接矩形边界进行等分并比较两者之间的单向 Hausdorff 距离,对距离较小且满足替换条件的轮廓线段等分点利用对应的最佳拟合外接矩形边界等分点进行替换,实现轮廓初步的规整优化;接着利用 Shi-Tomasi 算法对建筑物局部无法规整的复杂轮廓区域进行特征角点提取、匹配、排序与剔除,进一步对边缘特征点进行有序连接与重构,实现轮廓深度的优化,最终提高边缘表达准确度和提取精度。通过对多幅遥感影像进行实验对比分析,结果表明本文方法不仅适用于不同分类方法提取的建筑物结果的轮廓优化,有效提高建筑物轮廓的边缘表达精度,而且相比于轮廓优化参照方法,逐级优化能更准确地适应复杂建筑物轮廓的细节变化,优化的精度整体较优,使建筑物边缘的准确性、规整程度得到有效改善,能更真实准确地反映建筑物的真实形状。

**关键词** 遥感; 高分辨率遥感影像; 建筑物轮廓优化; 最佳拟合外接矩形; Shi-Tomasi; 局部轮廓深度优化

中图分类号 TP753

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.1010002

## Hierarchical Optimization Method of Building Contour in High-Resolution Remote Sensing Images

Chang Jingxin<sup>1</sup>, Wang Shuangxi<sup>1</sup>, Yang Yuanwei<sup>1\*</sup>, Gao Xianjun<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>School of Geosciences, Yangtze University, Wuhan, Hubei 430100, China;

<sup>2</sup>State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

**Abstract** This study proposed a method for optimizing and regularizing building contours step by step to investigate the irregular problem of building contours extracted by classification in a high-resolution remote sensing image. The initial building contours were extracted and reconstructed by polygon fitting based on the initial building results extracted by the image classification and verification. The best fitting circumscribed rectangles consistent with the building axis inclination were then obtained. Subsequently, the contour lines of the building polygon and their corresponding best circumscribed rectangular boundaries were divided into equal segments. After which, the Hausdorff distances between the building polygon and rectangular boundary segments were calculated. Contour preliminary regularization and optimization were accomplished herein by replacing the building segments, whose Hausdorff distances were smaller and satisfied with the replacement condition, with the corresponding best-fitting circumscribed boundary segments. Deep optimization for a complex partial contour not well optimized in the former step was also explored. The feature corner points on the complex boundary were extracted, matched, sorted, and removed to keep the best ones based on the Shi-Tomasi algorithm. Lastly, the remaining points were connected and reconstructed to optimize the complex local contour. As a result, the edge expression degree accuracy and the extraction accuracy after the contour optimization were improved. The experimental comparison and analysis results

收稿日期: 2020-03-09; 修回日期: 2020-04-13; 录用日期: 2020-06-01

基金项目: 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室开放基金资助(18R04)、地理国情监测国家测绘地理信息局重点实验室开放基金资助(2017NGCM07)、湖北省教育厅科学研究计划资助项目(Q20181317)

\* E-mail: yyw\_08@163.com

of multiple remote sensing images show that this method is not only suitable for the contour optimization of building results extracted by different classification methods but also effectively improves the edge expression accuracy of building contours. According to the change of complex building contour details, the proposed hierarchical optimization method was more accurately adaptive than the reference contour optimization method. It also achieved a better overall optimization accuracy. In other words, the building edge accuracy and regularity can be effectively improved, and the true building shape can be more accurately reflected.

**Key words** remote sensing; high-resolution remote sensing images; building contour optimization; best fitting circumscribed rectangle; Shi-Tomasi; partial building contour deep optimization

**OCIS codes** 280.4788; 100.2000; 100.2960

## 1 引 言

建筑物是与人类生活密切相关的人工地物目标,快速、准确提取建筑物信息的技术方法在数字化城市发展等相关领域应用意义重大。高分辨率遥感影像中的建筑物提取在城市规划、土地资源利用、地图制图与更新等方面有着重要的作用,是遥感影像分析的研究热点。常见的基于高分辨率遥感影像建筑物提取方法中,主要有基于几何边界角点特征提取与重构的方法<sup>[1-2]</sup>、利用阴影、空间上下文关系等辅助特征的方法<sup>[3-4]</sup>、基于像素或面向对象的分类提取方法<sup>[5-6]</sup>。其中分类方法主要是通过利用建筑物的光谱、形状、纹理等特征对影像进行分类,并结合阴影、形态学建筑物指数(MBI)<sup>[7]</sup>、形状指数等验证方法剔除非建筑物,进而获得较为准确的建筑物结果。在卷积神经网络、支持向量机等先进分类器的支持下,基于分类原理的建筑物提取方法被广泛的研究及应用。但由于高分辨率遥感影像中同类地物的光谱统计特征存在较大的光谱异质性,分类提取过程中易受阴影、道路、植被等噪声的干扰,造成建筑物邻近地物的分类错误,使得提取的建筑物边缘结果出现锯齿化、缺乏规整性等问题,无法精确地保持与原始建筑物的形状一致性与结构规整性<sup>[8]</sup>。因此,进一步研究建筑物轮廓优化方法,对补充提高建筑物提取精度具有重要意义。

目前建筑物轮廓优化方法主要有三类:一是利用点云数据的优化方法;二是利用图像形态学处理的方法;三是利用图像特征信息的方法。其中借助激光点云数据的轮廓优化方法主要利用点云提供的轮廓高度进行轮廓的优化,是轮廓优化的主要研究内容。如张阳阳等<sup>[9]</sup>在点云数据分类和建筑物轮廓提取的基础上,提出一种基于最小外包矩形的建筑物轮廓规则化方法。杜守基等<sup>[10]</sup>利用基于图割算法的建筑物 LiDAR 点云与正射影像融合的思想,将建筑物几何信息和颜色信息融合后采用图割算法优化得到初始的建筑物区域,最后利用前后景分割

的思想来优化建筑物边缘。郭珍珍等<sup>[11]</sup>基于机载 LiDAR 数据采用改进的管子算法确定了轮廓线的关键点,连接各个关键点构成的轮廓线实现了初步拟合,进一步采用自适应的强制正交规则化算法规整建筑物。郭亚栋等<sup>[12]</sup>改进 Douglas-Peucker 算法,设计了一种基于方向预测规则化算法的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取方法,利用改进的 Douglas-Peucker 算法提取关键点并提出角度检验规则筛选关键点,使用随机抽样一致性算法简化轮廓线,最终应用提出的方向预测算法进行轮廓线规则化。这类研究方法依赖点云数据,所需的数据覆盖面有限,易使优化方法受限。而仅利用高分影像建筑物轮廓优化的方法,主要利用图像形态学处理的腐蚀、膨胀等运算对轮廓进行形态学修正。如王伟玺等<sup>[13]</sup>利用轮廓的整体信息进行规则化并利用图像处理中的腐蚀、膨胀算法进行优化,最后利用二值图像边界提取算法提取优化结果。丁亚洲等<sup>[14]</sup>在人工交互的基础上,结合多星形约束的 Graph Cuts 模型和轮廓规则化方法实现对建筑物的提取优化。这类方法以轮廓个体为单位进行整体运算,容易造成细节损失,在规则化的同时会引起错误优化的问题。利用图像特征信息的轮廓优化方法,主要是利用建筑物轮廓直线的走向、拐角点、外接矩形将建筑物轮廓进行栅格化等方法重构轮廓。王华<sup>[15]</sup>采用了直线编组后拟合的方法对建筑物进行规整,但该方法容易造成线段丢失,细节方面没有办法保证;黄小赛等<sup>[16]</sup>利用深度学习以及先验形状等方法,虽然能够获得较好的建筑物形状,但是其过程复杂,需要先获得原始建筑物轮廓的形状,缺乏实用性。总的来说,分类法提取的建筑物轮廓普遍存在边缘不完整、有较多锯齿的问题(如图 1 所示),目前的轮廓优化方法仍然难以保留细节信息,无法准确地优化复杂轮廓。

本文针对建筑物受到植被或者阴影遮挡造成的漏分问题,以及简单外接矩形优化方法难以处理的复杂建筑物形状优化问题,提出了一种建筑物轮廓

逐级精确规则优化的方法。通过对初始建筑物结果进行多边形拟合,利用符合建筑物轴向的最佳拟合外接矩形和 Hausdorff 距离算法对建筑物轮廓进行

初步优化,再利用 Shi-Tomasi 算法将外接矩形无法优化的复杂建筑物局部轮廓进行深度优化,以更准确、有效地提高建筑物目标轮廓精度。



图 1 基于分类验证原理提取的建筑物结果。(a)原始遥感影像#1;(b)影像#1的分类提取结果;  
(c)原始遥感影像#2;(d)影像#2的分类提取结果

Fig. 1 Extraction results of building based on the classification verification principle. (a) Original remote sensing image #1; (b) building extraction results by classification of image #1; (c) original remote sensing image #2; (d) building extraction results by classification of image #2

## 2 建筑物轮廓的优化原理

单纯地利用外接矩形优化的方法无法处理复杂建筑物的轮廓中存在的多转折拐点的细节特征问题。因此,全面的轮廓优化需要通过分级方式逐步解决从简单到复杂的轮廓优化问题。基于此,本文提出了一种联合多边形拟合、最佳拟合外接矩形与 Hausdorff 距离算法相结合的初级优化、Shi-Tomasi 局部特征点重构深度优化的逐级优化方法。

### 2.1 基于最佳拟合外接矩形和多边形拟合的建筑物轮廓初步优化

基于分类原理提取的建筑物初始结果存在轮廓点多、锯齿化情况严重的问题。为了减少冗余轮廓点干扰,首先利用 Douglas-Peucker 算法<sup>[17]</sup>将轮廓进行多边形拟合,然后提取与建筑物轴线倾斜程度相一致的外接矩形作为最佳拟合外接矩形,最后利用 Hausdorff 距离算法结合最佳拟合外接矩形对建筑物轮廓进行初步规整。

#### 2.1.1 多边形拟合与最佳拟合外接矩形的获取

基于 Douglas-Peucker 算法的多边形拟合,主要思想是将曲线近似表示为一系列点,并通过减少点的数量,达到直线逼近的效果。由于分类原理提取的初始建筑物轮廓边缘存在锯齿,轮廓点数量较多,不利于后续轮廓点的计算。为了减少计算量,通过多边形拟合方法保留轮廓的主要形状特征。

高分辨率遥感影像中的建筑物多存在直角转折,而外接矩形是拟合直角建筑物轮廓的有效方法。常用的外接矩形有最小面积外接矩形和最小外包矩形。设建筑物横向轴线是平行于建筑物宽度方向设置的中心轴线,建筑物纵向轴线是平行于建筑物长

度方向设置的中心轴线<sup>[18]</sup>。为了给每个建筑物轮廓选取与其形状及轴向最匹配的最佳拟合外接矩形,本研究利用轴向评价的方法选择最佳拟合外接矩形<sup>[19]</sup>。首先获取每个建筑物的最小面积外接矩形,通过判断建筑物轴线及其最小面积外接矩形相对于屏幕坐标系的倾斜程度,选择倾斜程度相一致的矩形作为对应的最佳拟合外接矩形。其中倾斜程度,主要通过统计多边形上所有相邻两点的纵横坐标差值来计算,当差值小于 2~5 pixel 的概率较大时,视为多边形近似平行于屏幕坐标轴,此时倾斜程度为正,反之为负。依此思想判断建筑物多边形与最小面积外接矩形的倾斜程度是否一致。如果两者一致,选用最小面积外接矩形;反之,选用最小外包矩形作为最佳拟合外接矩形。图 2 为对图 1(a)所示的建筑物提取结果进行多边形拟合及最佳拟合外接矩形提取的结果。

#### 2.1.2 基于 Hausdorff 距离的轮廓等分优化方法

建筑物的轮廓经常存在转折等局部变化的特征,而经多边形拟合出来的轮廓可以在减少轮廓点的同时保留这种细节特征。为了更准确地保留和完善建筑物的轮廓特征,引入了 Hausdorff 距离算法。以准确地衡量建筑物的拟合轮廓与最佳拟合外接矩形存在的距离差异,作为评判拟合轮廓是否合适的标准。Hausdorff 距离算法的基本原理<sup>[20]</sup>是通过计算两组样本点之间的距离来度量样本间相似度。假设有两组集合  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ ,  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ , 则这两个点集合之间的 Hausdorff 距离定义为

$$H(A, B) = \max[h(A, B), h(B, A)], \quad (1)$$

式中  $h(A, B)$  称为集合  $A$  和集合  $B$  的单向 Hausdorff 距离,定义为



Hausdorff 距离阈值  $\delta$  定义为

$$\delta = (S_{\text{build}}/S_{\text{rect}}) \times r \times (L_{\text{min}}/2), \quad (3)$$

式中： $r$  为比例系数； $S_{\text{build}}$  为建筑物轮廓的面积； $S_{\text{rect}}$  为最佳拟合外接矩形的面积； $L_{\text{min}}$  为最佳拟合外接矩形的短边长度。当对自动获取的阈值不满意时，手动调整  $r$  的值。当建筑物存在内凹或者复杂拐角时，如果直接使用  $L_{\text{min}}$  的值， $\delta$  的值就会偏大，无法保留拐角细节，甚至会破坏建筑物轮廓形状，因此使用  $L_{\text{min}}/2$  更符合优化要求，不至于破坏建筑物轮廓形状，而  $S_{\text{build}}$  与  $S_{\text{rect}}$  的比值越大则说明建筑

物真实轮廓越接近矩形。若最大值  $h(A_i, B) < \delta$ ，可视为轮廓线段  $P_i P_{i+1}$  与建筑物最佳拟合外接矩形的轮廓非常接近，此时将建筑物轮廓等分点的坐标全部替换为其最佳拟合外接矩形上最短距离对应等分点的坐标。若最大值  $h(A_i, B) > \delta$ ，则将线段中最短距离小于  $\delta$  的建筑物轮廓等分点的坐标替换为最佳拟合外接矩形对应距离最短的等分点的坐标，距离值大于  $\delta$  的建筑物轮廓等分点的坐标保持不变。据此完成阈值  $\delta$  控制下的各项等分线段的规整(建筑物轮廓规整原理效果图如图 5 所示)。

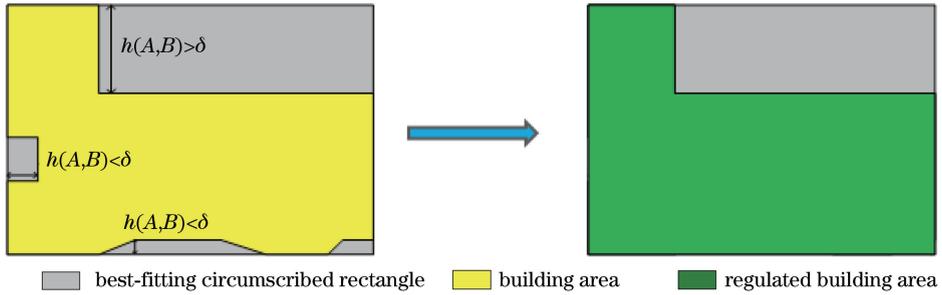


图 5 建筑物轮廓初步规整原理效果图

Fig. 5 Principle and effect diagram of building contour initial optimization

图 6 所示为利用初步优化进行规整的结果。图 6(a) 给出多边形拟合结果，图 6(b) 中的上面三个矩形框为最小面积外接矩形，下面的矩形框为最小外包矩形。本文方法能针对不同建筑物状态，选择不同的外接矩形进行规整，获取的最佳拟合外接矩形如图 6(b) 所示，利用此矩形进行初步优化的结果如图 6(c) 所示，由图 6(c) 可以看出大部分边缘得到

了有效规整。但对于局部区域，如图 6(c) 矩形框标注的部分所示，图像进行初步规整后仍存在锯齿状、轮廓不规则的问题。利用此方法只能规整外轮廓部分或形状规则的矩形建筑物，而形状较为复杂建筑物，如建筑物存在内凹轮廓时则无法规整。因此，设计了深度优化方法。

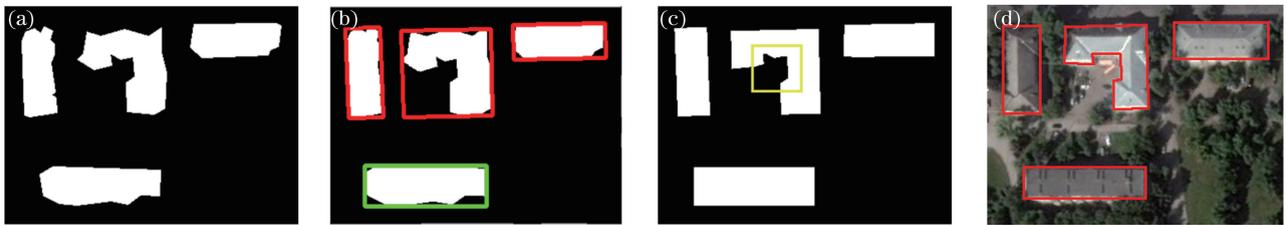


图 6 影像 # 1 的建筑物轮廓初步优化中间结果。(a) 多边形拟合结果；(b) 最佳拟合外接矩形；(c) 轮廓初步优化结果；(d) 建筑物真实轮廓

Fig. 6 Intermediate results of preliminary optimization of building outline in image # 1. (a) Polygon fitting result;

(b) best-fitting circumscribed rectangle; (c) contour preliminary optimization results; (d) ground truth contours of buildings

## 2.2 基于 Shi-Tomasi 角点重构的复杂局部轮廓深度优化

初步优化方法通过改善与外接矩形轮廓偏差较小的边缘，能够处理简单的直角多边形轮廓。但对于部分偏差较大的线段，初步优化方法只是维持了原有的形状，还不能解决复杂轮廓部分的优化问题。因此，本文进一步设计了复杂局部轮

廓的深度优化方法。针对直角建筑物的直角拐角特性，利用角点检测进行角点取舍，这一方法可以在保留轮廓直角细节的同时去除尖锐的小角度，从而得到符合建筑物轮廓的垂直边角。通过对比 Harris、Shi-Tomasi、SUSAN 和 SIFT 四种角点检测算法的实际效果，发现 Shi-Tomasi 算法能够快速有效地检测到角点<sup>[21]</sup>。因此，本文提出一种利

用 Shi-Tomasi 算法深度优化建筑物局部内凹轮廓的方法,通过检测建筑物局部无法规整的轮廓角点集合,选出主要特征点,对复杂建筑物局部轮廓进行重构与规则化。

### 2.2.1 基于 Shi-Tomasi 算法的特征角点检测

Shi-Tomasi 算法是由 Shi 和 Tomasi 提出的角点检测算法,通过计算局部小窗口  $w(x, y)$  在各个方向移动后的灰度变化来检测角点<sup>[22]</sup>,它是 Harris 算法的改进算法,其中, Harris 算法<sup>[23]</sup>的工作原理是寻找图像边缘曲线中曲率极大值的点,对于一个灰度图像  $I$ ,将窗口  $w$  在  $I$  中移动,计算出图像中的灰度变化  $E$ ,表达式为

$$(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2, \quad (4)$$

式中:  $w(x, y)$  表示窗口在图像中的坐标为  $(x, y)$ ;  $I(x, y)$  是图像中  $(x, y)$  的灰度值;  $I(x + u, y + v)$  是窗口  $w$  在  $(x, y)$  坐标时的灰度值。对(4)式进行泰勒展开:

$$E(u, v) \approx \sum_{x, y} [I(x, y) + uI_x + vI_y - I(x, y)]^2. \quad (5)$$

将(5)式展开可得:

$$E(u, v) \approx \sum_{x, y} (u^2 I_x^2 + 2uv I_x I_y + v^2 I_y^2). \quad (6)$$

设一个  $2 \times 2$  的矩阵  $M$ , 使得

(a)

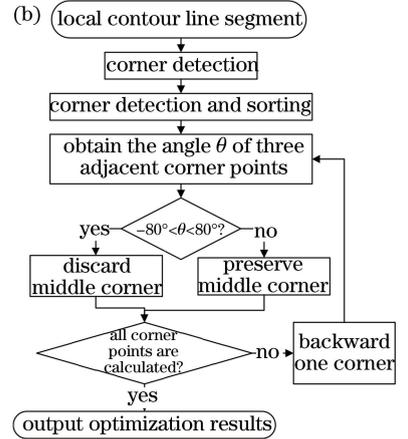
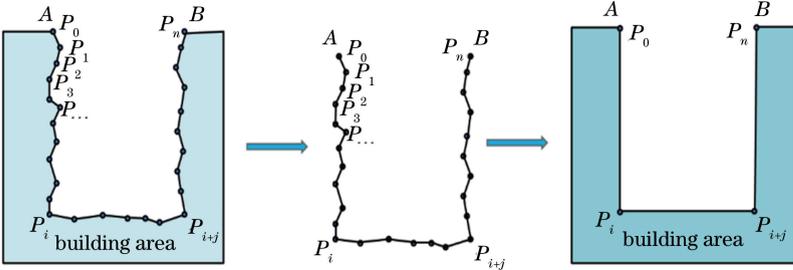


图 7 角点规整原理流程图。(a)规整过程示意图;(b)优化流程图

Fig. 7 Diagram of corner regularization. (a) Schematic diagram of the regularization process; (b) optimization flow chart

1) 基于 Shi-Tomasi 的局部轮廓的角点提取。在初步优化结果的基础上,提取无法规整的局部线段,使用 Shi-Tomasi 算法计算局部小窗口  $w(x, y)$  在各个方向移动后的灰度变化来检测角点,对各个方向窗口内灰度发生了较大变化的位置,视作角点。

$$M = \sum_{x, y} \left\{ w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_y I_x & I_y^2 \end{bmatrix} \right\}, \quad (7)$$

则  $E(u, v)$  可以表达为矩阵形式,即

$$E(u, v) \approx [u, v] M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}. \quad (8)$$

设  $\lambda_1, \lambda_2$  为矩阵  $M$  的两个特征值,  $R$  为角点响应函数,则

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2, \quad (9)$$

式中  $k$  为经验常数,取值范围为  $(0.04, 0.06)$ 。设定某一阈值与  $R$  进行比较,当  $R$  大于该阈值时,则判定该点为角点。本文使用的 Shi-Tomasi 算法是在 Harris 算法的基础上,将  $R$  定义为两个特征值中的较小值,即

$$R = \min(\lambda_1, \lambda_2), \quad (10)$$

若  $R$  大于某一设定的阈值  $\lambda_{\min}$ , 则保留该特征点,并判定该点为强角点。其实质是该特征点的周围存在至少两个不同方向的强边界,这样的特征点易于识别且稳定。

### 2.2.2 利用角点的复杂轮廓重构与规则化

对初步优化之后无法规整的建筑物局部轮廓,使用 Shi-Tomasi 算法提取局部轮廓角点后,进行匹配排序,然后依次计算分析三点两线夹角的大小,剔除无用角点,最后将保留的角点依次连接,形成全面规整的建筑物。角点规整的原理示意图如图 7 所示。详细步骤如下:

依此提取出局部线段上的所有角点。

2) 角点匹配排序。利用有序的建筑物轮廓点坐标与角点坐标进行欧氏距离计算,作为角点匹配的相似性度量<sup>[24]</sup>。将欧氏距离最小的建筑物轮廓上的点的序号作为其匹配角点的序号。

3) 角点特征分析与剔除。因为角点检测得到的点集会出现精度很高的细小线段和冗余角点,建筑物提取时应将因小阴影遮挡或者提取错误而不符合形态学规则的角点剔除。根据角点序号,依次迭代计算相邻三个角点形成的两线夹角  $\theta$ ,如图 8 所示,设  $P_0$ 、 $P_1$  两点形成的线段为  $L_1$ , $P_1$ 、 $P_2$  两点形成的线段为  $L_2$ ,根据  $L_1$  和  $L_2$  的斜率  $k_1$ 、 $k_2$  来计算夹角  $\theta$ ,表达式为

$$\theta = \arctan(|k_1 - k_2| / |1 + k_1 k_2|)。 \quad (11)$$

设定夹角集合  $T = \{\alpha \mid -80^\circ < \alpha < 80^\circ\}$ ,当夹角  $\theta \in T$ ,如图 8(a)所示,则近似认为  $P_1$  为非转角点, $P_0$ 、 $P_1$ 、 $P_2$  三点可能位于同一条线段上,删除  $P_1$ ;当夹角  $\theta \notin T$ ,如图 8(b)所示,保留  $P_1$  点;依此方法逐步迭代计算,剔除不需要的角点,将保留下来的角点有序连接,最终实现建筑物的全面规整。实验过程如图 9 所示。

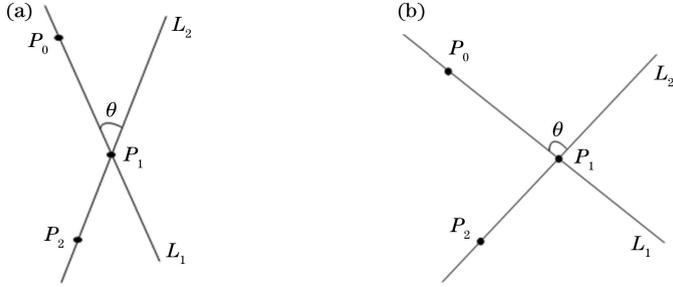


图 8 转角判断示意图。(a)  $\theta \in T$ ; (b)  $\theta \notin T$

Fig. 8 Schematic diagram of corner judgment. (a)  $\theta \in T$ ; (b)  $\theta \notin T$

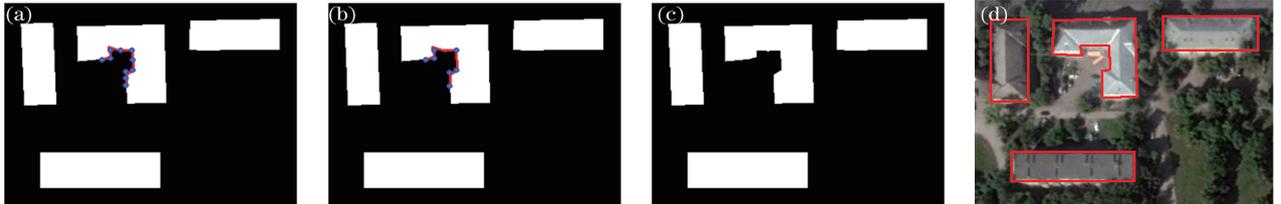


图 9 角点特征分析与剔除结果图。(a) 角点检测结果;(b) 分析剔除角点后的结果;  
(c) Shi-Tomasi 算法深度优化;(d) 建筑物真实轮廓

Fig. 9 Results of corner elimination by feature analysis. (a) Corner detection result; (b) result of removing corners after analysis; (c) Shi-Tomasi algorithm deep optimization; (d) ground truth contours of buildings

为了验证此方法的实用性和有效性,选取图 10(a)、图 10(d)作为基本实验图像,利用 Shi-

Tomasi 算法规整建筑物后得到的结果图如图 10(c)、图 10(f)所示,与初步优化结果[图 10(b)、

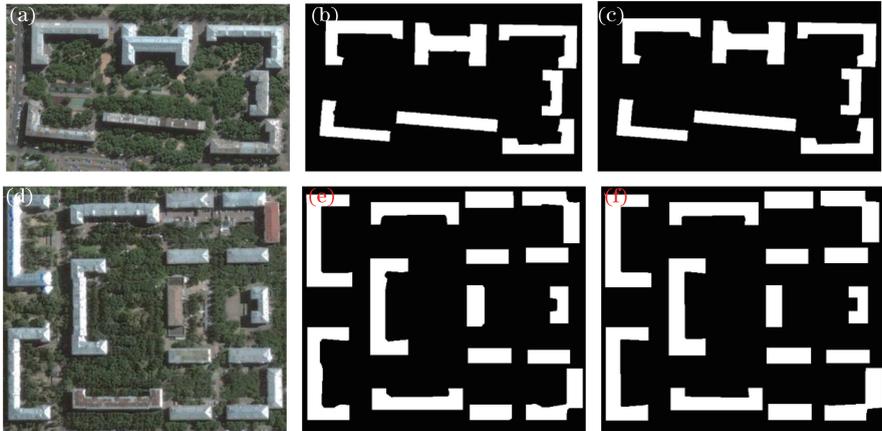


图 10 初步优化与深度优化结果比较。(a)原始遥感影像 #3;(b)初步优化结果;(c)深度优化结果;  
(d)原始遥感影像 #4;(e)初步优化结果;(f)深度优化结果

Fig. 10 Results comparison between initial optimization and deep regularization. (a) Original remote sensing image #3; (b) preliminary optimization result for image #3; (c) deep optimization result for image #3; (d) original remote sensing image #4; (e) preliminary optimization result for image #4; (f) deep optimization result for image #4

图 10(e)]相比,消除了建筑物轮廓锯齿化、不规则问题,提取了墙角点,使建筑物的拐点处棱角分明,建筑物结果的规则程度更高,最终提高了与真实建筑物形状的一致性。

### 2.3 轮廓逐级优化流程

本文方法通过利用分类验证相关算法,提取了正确的建筑物初始结果,并用于轮廓优化。其中初始结果主要是利用文献[3]中提出的基于偏移阴影的建筑物提取方法,通过利用偏移阴影思想获取建筑物样本,并进行支持向量机分类,结合

相交边界阴影比率的阴影验证指标排除裸地的干扰,实现了建筑物的初步提取。需要说明的是,其他能够提供正确初始结果的算法同样适用。然后在此基础上,对提取的建筑物初始轮廓进行多边形拟合处理;其次对拟合后的轮廓利用最佳拟合外接矩形结合 Hausdorff 距离算法进行轮廓的初步规整;最后对复杂轮廓中无法优化的局部轮廓利用 Shi-Tomasi 算法进行深度优化。最终输出最佳优化规整的建筑物轮廓结果。总体的算法流程如图 11 所示。

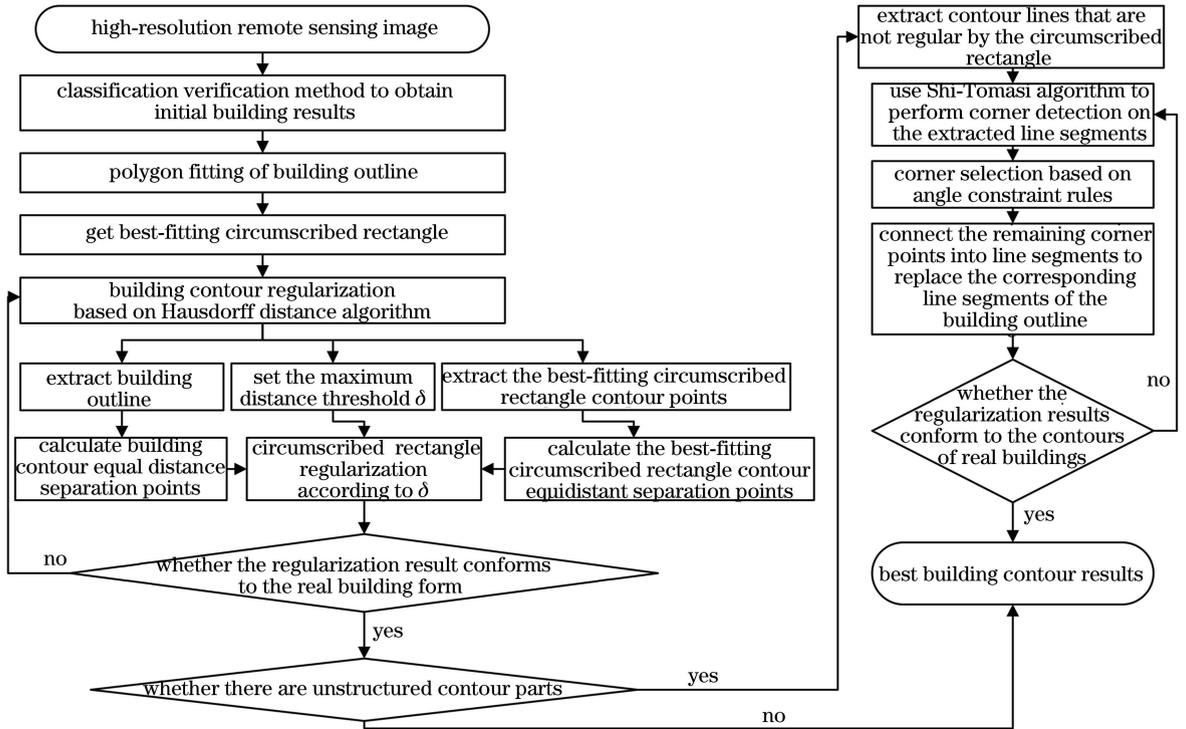


图 11 建筑物轮廓优化流程图

Fig. 11 Flow chart of building outline optimization

## 3 实验结果与分析

本文选用了分类结果评价体系最常用的 4 项评价指标:完整度(Completeness, CM)、正确率(Correctness, CR)、综合值(F1)以及总体精度(Overall Accuracy, OA)进行评价,从像素的角度对两幅影像的提取结果进行精度评定。经过大量实验分析,为说明本文方法的有效性和普适性,分别选取了如图 12 所示的 4 幅不同地区的高分辨率遥感影像进行实验分析,其中:图 12(a)影像含有较复杂的建筑物群,建筑物形状复杂多样且以群的形式分布;图 12(b)影像为住宅区域,建筑物相对较密集,轮廓清晰;图 12(c)是俄罗斯莫斯科的东行政区,该区域

建筑物较为密集,且多数建筑物被植被包围,存在较多遮挡,影像含有 185 栋建筑物;图 12(d)是来自乌拉尔联邦区、斯维尔德洛夫斯克州首府凯瑟琳堡,该区域建筑物光谱多变,虽然也存在较多的植被遮挡,但是轮廓较为清晰,含有建筑物 113 栋。图中均通过人工勾绘的方式获得各建筑物的真值。

### 3.1 实用性测试验证

本文设计的轮廓优化系统,是通过动态调整优化阈值比例系数  $r$  来确定初步的优化结果,后期优化复杂轮廓时,对于角点取舍的角度主要采用默认经验值。所以优化阈值  $\delta$  的取值将直接影响到建筑物轮廓最终优化结果的优劣。而阈值的取值虽然是根据建筑物轮廓的相关性质动态获取的,但还是保



图 12 原始遥感影像。(a)影像#5;(b)影像#6;(c)影像#7;(d)影像#8

Fig. 12 Original remote sensing image. (a) Image #5; (b) image #6; (c) image #7; (d) image #8

留了系数  $r$ , 可以对其进行控制。图 13 给出  $r$  取不同值时针对图 12(a) 的优化效果图。进一步调整  $r$ , 可以获得  $r$  变化引起的精度变化图, 如图 14 所示。从图中可以看出:  $r$  取值越小, 越能够保留原始提取结果中的更多细节;  $r$  取值越大, 建筑物轮廓越接近矩形, 更多的缺损部分将被补充。由图 13(a) 可知, 建筑物初始提取结果中漏分较多, 而且大多数是简

单矩形建筑物, 所以在  $r=1.0$  之前, 随着系数  $r$  的增大, 补充的漏分越来越多, 综合值和总体精度的值都在增加, 而在  $r=1.0$  之后, 由于优化的程度过大, 导致复杂建筑物轮廓的细节部分被替换, 故综合值和总体精度开始下降。因此, 在优化的过程中要根据实际建筑物轮廓选取适当的系数  $r$  值(建议值为  $[0.9, 1.1]$ )。

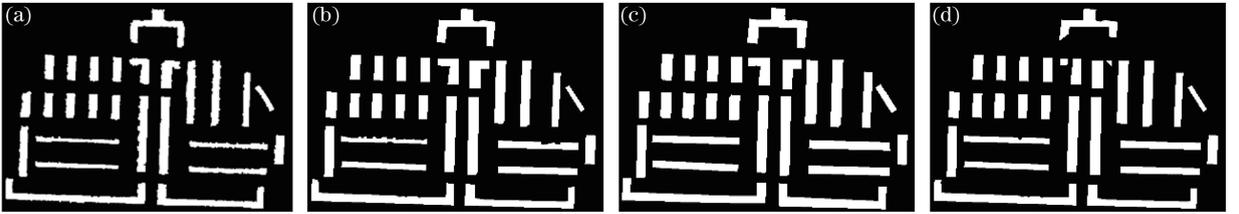


图 13 系数  $r$  取值不同时的结果图。(a)初始结果;(b)  $r=0.8$ ;(c)  $r=1.0$ ;(d)  $r=1.2$

Fig. 13 Result graphs when the coefficient  $r$  is different values. (a) Initial result; (b)  $r=0.8$ ; (c)  $r=1.0$ ; (d)  $r=1.2$

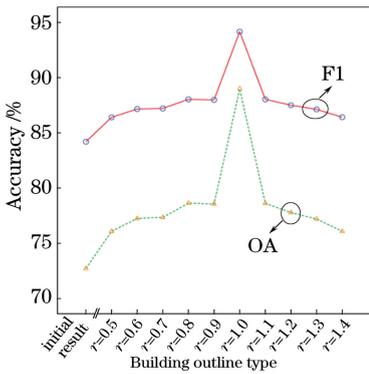


图 14 系数  $r$  不同时的精度折线图

Fig. 14 Accuracy line chart when coefficient  $r$  is different

### 3.2 对其他分类法结果的适用性分析

为了验证本文优化方法对其他分类法提取的建筑物初始结果进行轮廓优化时同样有效, 对影像 #5 和 #6 分别利用 BP(back propagation) 神经网络<sup>[25]</sup> 和基于偏移阴影的分类法对建筑物进行初提取, 然后利用本文方法对提取结果进行优化, 结果如图 15 和图 16 所示, 其精度评价结果如表 1 所示。通过对比图 15、图 16 和表 1 可知, 基于 BP 神经网络分类验证结果中, 由于 BP 是由前馈多层网络与误差反向传播算法结合而成, 故采用其所提

取的建筑物的正确率较高, 但由于 BP 过度依赖于训练迭代次数、隐含层节点个数以及先验知识, 不同影像间完整度差异较大。基于偏移阴影分析的方法利用阴影自动提取样本, 有效区分了建筑物和易混淆的裸地, 使建筑物被准确地提取出来, 降低了误分率, 提取效果优于 BP 神经网络的分类验证法, 但部分建筑物被小面积树木遮挡对阴影的提取产生影响, 建筑物无法被完整检测。尽管两种方法的初始结果有差别, 利用本文提出的轮廓优化方法均能进一步提升建筑物轮廓提取精度。影像 #5 提取结果 1 和提取结果 2 经优化后综合值分别提高 6.68 个百分点和 9.97 个百分点, 总体精度分别提高 10.37 个百分点和 16.26 个百分点。影像 #6 提取结果 1 和提取结果 2 经优化后综合值分别提高 1.92 个百分点和 2.64 个百分点, 总体精度分别提高 3.17 个百分点和 4.56 个百分点。因此, 可以看出本文方法对分类原理具有鲁棒性, 只要分类结果能够保证建筑物基本提取正确, 经过本文方法的轮廓优化, 均能使建筑物轮廓规整后的形状比较符合建筑物轮廓的真实形状, 具有较好的普适性。

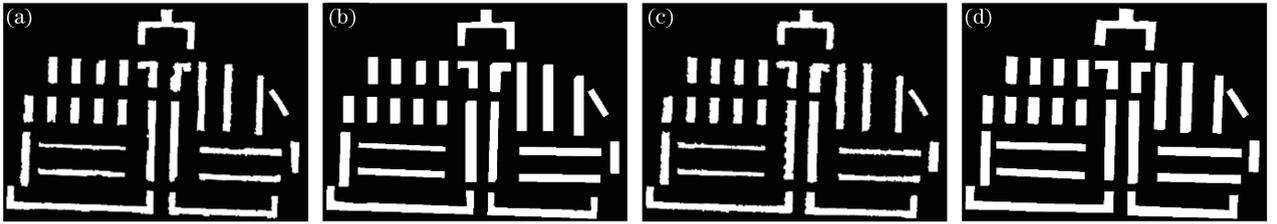


图 15 影像 #5 在不同提取方法下的优化结果。(a) BP 神经网络分类验证提取结果 1;

(b)提取结果 1 的本文方法轮廓优化结果;(c)偏移阴影分类验证法提取结果 2;(d)提取结果 2 的本文方法轮廓优化结果

Fig. 15 Optimization results of image # 5 under different image extraction methods. (a) Extraction result 1 by BP neural network classification verification method; (b) optimized the contour by our method for extraction result 1; (c) extraction result 2 by offset shadow classification verification method; (d) optimized the contour by our method for extraction result 2

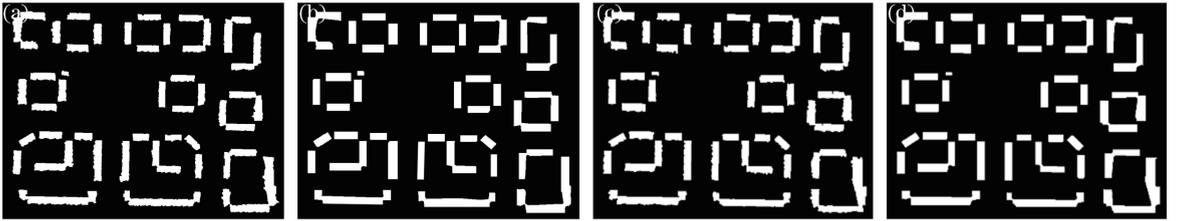


图 16 影像 #6 在不同提取方法下的优化结果。(a) BP 神经网络分类验证提取结果 1;

(b)提取结果 1 的本文方法轮廓优化结果;(c)偏移阴影分类验证法提取结果 2;(d)提取结果 2 的本文方法轮廓优化结果

Fig. 16 Optimization results of image # 6 under different image extraction methods. (a) Extraction result 1 by BP neural network classification verification method; (b) optimized the contour by our method for extraction result 1; (c) extraction result 2 by offset shadow classification verification method; (d) optimized the contour by our method for extraction result 2

表 1 图 15 和图 16 中建筑物提取结果精度对比

Table 1 Comparison between the accuracy of building extraction results showed in Figs. 15–16 unit: %

Image name	Result source	CM	CR	F1	OA
# 5	Initial result 1 by BP neural network classification verification	71.56	99.22	83.15	71.16
	Optimized contour by our method for extraction result 1	85.20	94.98	89.83	81.53
	Initial result 2 by BP neural network classification verification	73.53	98.50	84.20	72.72
	Optimized contour by our method for extraction result 2	94.08	94.25	94.17	88.98
# 6	Initial result 1 by BP neural network classification verification	84.11	94.36	88.94	80.08
	Optimized contour by our method for extraction result 1	87.60	94.37	90.86	83.25
	Initial result 2 by BP neural network classification verification	86.18	96.48	91.04	83.55
	Optimized contour by our method for extraction result 2	89.19	98.64	93.68	88.11

### 3.3 与其他轮廓优化方法的对比分析

选取文献[13]中基于栅格填充的直角建筑物规则化的方法和文献[26]中基于最小外接矩形优化建筑物轮廓的方法作为参照方法,与本文方法的轮廓优化结果进行对比分析。对影像 #7 和 #8 的优化对比结果如图 17、图 18 所示,其中图 17(b)和图 18(b)为建筑物真值,图 17(c)和图 18(c)为提取所得的初始结果,图 17 和图 18 中(d)、(e)、(f)分别为文献[13]、文献[26]和本文方法的优化结果,图中

优化差异较明显的部分使用矩形框标出。由图 17 可以看出,颜色鲜明、未被阴影或者植被遮挡的建筑物,能被很好地提取出来,并且三种优化方法都能很好地将边缘锯齿去除,可以得到平滑的建筑物轮廓形状。而当建筑物被遮挡或者被错分导致初始轮廓缺失较多时,本文方法优化结果明显优于其他两种方法。由于影像 #8 的建筑物颜色较明显,绝大部分的建筑物轮廓清晰,因此图 18 中文献[13]、文献[26]的优化结果也较好。

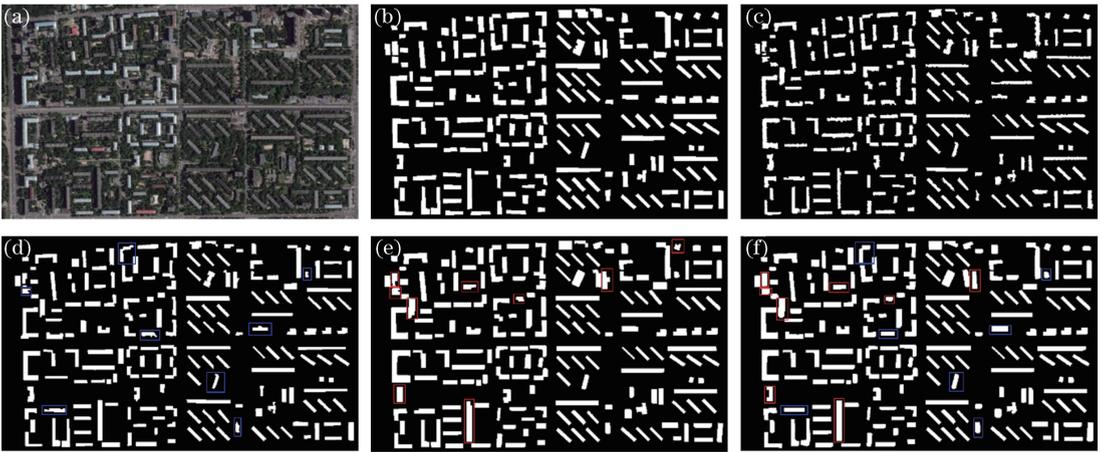


图 17 影像 #7 优化提取对比图。(a)影像 #7;(b)建筑物真值;(c)偏移阴影验证提取的初始结果;(d)文献[13]的参照方法优化结果;(e)文献[26]的参照方法优化结果;(f)本文方法的轮廓优化结果

Fig. 17 Comparison of optimized extraction results of image #7. (a) Image #7; (b) ground truth contour of buildings; (c) extracted initial result by offset shadow verification; (d) optimization result by method in Ref. [13]; (e) reference method optimization result by method in Ref. [26]; (f) contour optimization result of our method

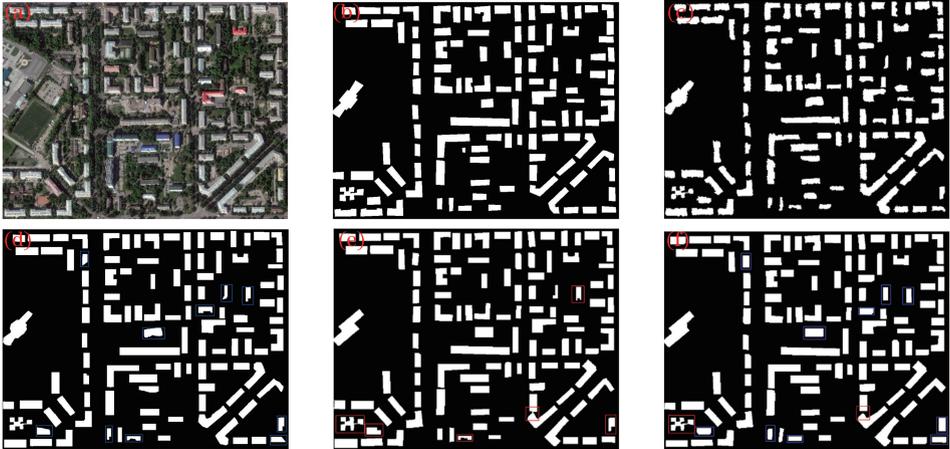


图 18 影像 #8 优化提取对比图。(a)影像 #8;(b)建筑物真值;(c)偏移阴影验证提取的初始结果;(d)文献[13]的参照方法优化结果;(e)文献[26]的参照方法优化结果;(f)本文方法的轮廓优化结果

Fig. 18 Comparison of optimized extraction results of image #8. (a) Image #8; (b) ground truth contour of buildings; (c) extracted initial results by offset shadow verification; (d) optimization result by method in Ref. [13]; (e) optimization result by method in Ref. [26]; (f) contour optimization result by our method

为了更清晰地表示本文方法与其他两种方法的对比结果,图 19 列出了 3 种方法对影像 #7 和 #8 中局部建筑物的优化对比图。由于文献[13]是利用栅格填充的方式对图像进行腐蚀膨胀,最终达到优化的目的,因此对于建筑物轮廓被遮挡部分容易被当作建筑物的原始形状进行规则化,对于建筑物漏分的部分进行补充的能力较弱,同时由于腐蚀的原因,一些建筑物的细节会被直接剔除。文献[26]是基于最小外接矩形并利用阈值产生角点后连接角点进而达到优化的效果,但由于其阈值选取难以满足每个建筑物的情况,导致一些建筑物的角点选取错误,并且直接连接角点容易使小转角的细节丢失。

而本文方法利用外接矩形较好地还原了漏分部分,同时采用的动态阈值的方法也优于文献[26]的方法,达到了更好的优化效果。从实验的结果可以看出本文方法的有效性。

表 2 给出了三种轮廓优化方法的精度结果。可以看到本文方法相对于初始提取结果,轮廓优化后精度均有较大提升,综合值分别提高了 7.65 个百分点和 6.96 个百分点,总体精度分别提高了 11.68 个百分点和 11.38 个百分点。文献[13]通过改变栅格的尺寸来对建筑物轮廓进行优化,由于尺寸难以均衡,建筑物的不同部分无法同时较好地优化。而文献[26]过度依赖于角点,并且在插入角点后是以直

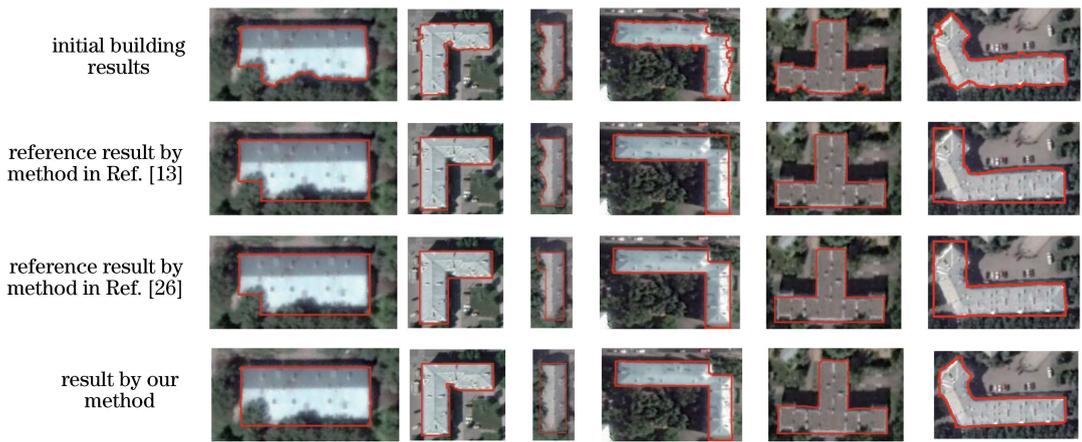


图 19 3 种优化方法的对比

Fig. 19 Comparison of three optimization methods

表 2 不同方法对两幅影像优化结果精度对比

Table 2 Accuracy of the optimization results of two images by different methods

unit: %

Image name	Result source	CM	CR	F1	OA
# 7	Initial building result	71.49	95.03	81.60	68.92
	Reference result by method in Ref. [13]	77.25	94.01	84.81	73.63
	Reference result by method in Ref. [26]	88.59	87.40	87.99	78.56
	Result by our method	89.21	89.30	89.25	80.60
# 8	Initial building result	78.16	95.35	85.90	75.29
	Reference result by method in Ref. [13]	89.06	91.96	90.49	82.63
	Reference result by method in Ref. [26]	89.55	92.13	90.83	83.20
	Result by our method	92.23	93.49	92.86	86.67

角切割的方式获得直角边,这将导致细节流失。本文方法利用最佳拟合外接矩形的规整操作有效地还原了被植被遮挡的部分,使得轮廓优化结果更接近原始建筑物形状。此外,针对复杂轮廓的局部细节优化问题,本文方法提取角点后依据角度取舍角点,保留了建筑物轮廓的细节部分,使复杂建筑物整体形状更加规整,能有效应用于影像建筑物形状排列复杂、周围地物干扰多的场景。总而言之,本文方法深度改善了建筑物结果的规整性,综合值和总体精度均优于初始提取结果,通过与两种轮廓优化参照方法的对比,说明本文方法通过逐级优化,取得了明显的效果,进一步提高了建筑物轮廓的表达精度。

## 4 结 论

针对分类法提取建筑物结果规则性不佳的问题,提出了一种利用 Shi-Tomasi 算法逐级优化规整复杂建筑物轮廓的方法。利用符合建筑物轮廓及轴线的最佳拟合外接矩形和 Hausdorff 距离初步优化建筑物轮廓,然后基于 Shi-Tomasi 算法对建筑物局部无法规整的轮廓进行深度优化,进而增强建筑物轮廓的规则性。通过大量的实验验证,可得本

文方法可以高效、准确地优化建筑物的轮廓,提高了复杂建筑物提取最终结果中的形状一致性,在一定程度上进一步提高了建筑物提取结果的最终精度。利用本文的方法对矩形及矩形的组合构成的建筑物进行轮廓修正具有较广的适用范围。但对一些非直角的建筑物,本文方法还无法使用,这将是下一步的研究方向。

## 参 考 文 献

- [1] Turker M, Koc-San D. Building extraction from high-resolution optical spaceborne images using the integration of support vector machine (SVM) classification, Hough transformation and perceptual grouping[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 34: 58-69.
- [2] Tao C, Zou Z R, Ding X L. Residential area detection from high-resolution remote sensing imagery using corner distribution [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43 (2): 164-169, 192.  
陶超, 邹峥嵘, 丁晓利. 利用角点进行高分辨率遥感影像居民地检测方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(2): 164-169, 192.

- [3] Gao X J, Zheng X D, Liu Z X, et al. Automatic building extraction from high resolution visible images based on shifted shadow analysis [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(4): 0428002.  
高贤君, 郑学东, 刘子潇, 等. 基于偏移阴影分析的高分辨率可见光影像建筑物自动提取 [J]. *光学学报*, 2017, 37(4): 0428002.
- [4] Shi W Z, Mao Z Y. Building extraction from high resolution remotely sensed imagery based on shadows and graph-cut segmentation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(12): 2849-2854.  
施文灶, 毛政元. 基于图割与阴影邻接关系的高分辨率遥感影像建筑物提取方法 [J]. *电子学报*, 2016, 44(12): 2849-2854.
- [5] Fan J J, Zhang H, Hao M. Object-based building extraction from airborne LiDAR data [J]. *Journal of Applied Sciences*, 2016, 34(1): 84-94.  
樊敬敬, 张华, 郝明. 面向对象的机载 LiDAR 数据建筑物提取 [J]. *应用科学学报*, 2016, 34(1): 84-94.
- [6] Lin Y Z, Zhang B M, Xu J F, et al. Building extraction from high resolution remote sensing imagery with multi-feature and multi-scale [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017 (12): 53-57.  
林雨准, 张保明, 徐俊峰, 等. 多特征多尺度相结合的高分辨率遥感影像建筑物提取 [J]. *测绘通报*, 2017(12): 53-57.
- [7] Hu R M, Huang X B, Huang Y C. An enhanced morphological building index for building extraction from high-resolution images [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(5): 514-520.  
胡荣明, 黄小兵, 黄远程. 增强形态学建筑物指数应用于高分辨率遥感影像中建筑物提取 [J]. *测绘学报*, 2014, 43(5): 514-520.
- [8] Tao C, Tan Y H, Cai H J, et al. Object-oriented method of hierarchical urban building extraction from high-resolution remote-sensing imagery [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2010, 39(1): 39-45.  
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.
- [9] Zhang Y Y, Men L J, Li X W. Building regularization based on airborne LiDAR point clouds [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2015, 24(10): 59-61, 76.  
张阳阳, 门林杰, 李向伟. 基于机载 LiDAR 数据的建筑物轮廓规则化方法 [J]. *测绘工程*, 2015, 24(10): 59-61, 76.
- [10] Du S J, Zou Z R, Zhang Y S, et al. A building extraction method via graph cuts algorithm by fusion of LiDAR point cloud and orthoimage [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(4): 519-527.  
杜守基, 邹峥嵘, 张云生, 等. 融合 LiDAR 点云与正射影像的建筑物图割优化提取方法 [J]. *测绘学报*, 2018, 47(4): 519-527.
- [11] Guo Z Z, Yu L B, Peng G Y. Rule of building contour line based on airborne LiDAR point cloud data [J]. *Site Investigation Science and Technology*, 2017(2): 22-25.  
郭珍珍, 俞礼彬, 彭刚跃. 基于机载 LiDAR 点云数据的建筑物轮廓线规则化 [J]. *勘察科学技术*, 2017(2): 22-25.
- [12] Guo Y D, Wang X K, Su D P, et al. Building orthogonal boundary extraction for airborne LiDAR based on directional prediction regularization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 062801.  
郭亚栋, 王贤昆, 宿殿鹏, 等. 基于方向预测规则化的机载激光雷达建筑物正交轮廓线提取 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 062801.
- [13] Wang W X, Du J, Li X M, et al. A grid filling based rectangular building outlines regularization method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(2): 318-324.  
王伟玺, 杜靖, 李晓明, 等. 基于栅格填充的直角多边形建筑物轮廓规则化方法 [J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2018, 43(2): 318-324.
- [14] Ding Y Z, Feng F J, Li J P, et al. Right-angle buildings extraction from high-resolution aerial image based on multi-stars constraint segmentation and regularization [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(12): 1630-1639.  
丁亚洲, 冯发杰, 吏军平, 等. 多星形约束图割与轮廓规则化的高分遥感影像直角建筑物提取 [J]. *测绘学报*, 2018, 47(12): 1630-1639.
- [15] Wang H. Polygon fitting algorithm based on straight line grouping [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2019, 42(2): 4-7.  
王华. 基于直线编组的直角多边形拟合算法 [J]. *测绘与空间地理信息*, 2019, 42(2): 4-7.
- [16] Huang X S, Li Y, Ma P K, et al. Refine extraction of buildings based on the convolutional neural network [J]. *Geospatial Information*, 2018, 16(3): 97-100.  
黄小赛, 李艳, 马佩坤, 等. 基于卷积神经网络的建筑物精细化提取 [J]. *地理空间信息*, 2018, 16(3): 97-100.
- [17] Liu C, Li N, Wu H B, et al. Adjustment model of boundary extraction for urban complicate building

- based on LiDAR data [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2012, 40(9): 1399-1405.
- 刘春, 李楠, 吴杭彬, 等. 机载激光扫描中复杂建筑物轮廓线平差提取模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2012, 40(9): 1399-1405.
- [18] Zhao F. Study on design of axis in architecture[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007: 12-15.
- 赵峰. 建筑轴线设计研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2007: 12-15.
- [19] Wang S X, Yang Y W, Chang J X, et al. Optimization of building contours by classifying high-resolution images [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 022801.
- 王双喜, 杨元维, 常京新, 等. 高分辨率影像分类提取建筑物轮廓的优化方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 022801.
- [20] Yang Q S, You Z S, Zhang X Y. Fast multi-face detection algorithm based on Hausdorff distance[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2004, 33(4): 407-409.
- 杨清凤, 游志胜, 张先玉. 基于豪斯多夫距离的快速多人脸检测算法[J]. 电子科技大学学报, 2004, 33(4): 407-409.
- [21] Qiao Y Q. Research on the invariant feature points extraction and expression of remote sensing images [D]. Zhengzhou: PLA Strategic Support Force Information Engineering University, 2018: 13-16.
- 乔玉庆. 遥感影像不变点特征提取与表达算法研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018: 13-16.
- [22] Zou X G, Feng Y P, Li H Y, et al. An adaptive strips method for extraction buildings from light detection and ranging data[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(10): 1651-1655.
- [23] Zhang C, Zhao H Y, Qian X. Research on object feature tracking method oriented to UAV images[J]. Infrared Technology, 2015, 37(3): 224-228.
- 张辰, 赵红颖, 钱旭. 面向无人机影像的目标特征跟踪方法研究[J]. 红外技术, 2015, 37(3): 224-228.
- [24] Zhao S, Yang M S. Study on occluded image matching using Shi-Tomasi algorithm combined with wavelet transform [J]. Machinery Design & Manufacture, 2017(11): 118-121.
- 赵双, 杨慕升. 结合小波变换的 Shi-Tomasi 算法遮挡图像匹配研究[J]. 机械设计与制造, 2017(11): 118-121.
- [25] Jiang J F. Research on high resolution remote sensing image classification based on BP neural network[D]. Beijing: Capital Normal University, 2011: 26-45.
- 蒋捷峰. 基于 BP 神经网络的高分辨率遥感影像分类研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2011: 26-45.
- [26] Liu N, Sun X L, Tan Y H. Polygon fitting algorithm based on minimum bounding rectangle[J]. Computer Science, 2017, 44(6): 294-297, 305.
- 柳娜, 孙晓亮, 谭毅华. 基于最小外接矩形的直角多边形拟合算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(6): 294-297, 305.