

建筑物轮廓双向驱动自适应分割重构的规则化方法

钟康¹, 高贤君^{1,2*}, 杨元维¹, 谭美淋³, 潘美美¹¹长江大学地球科学学院, 湖北 武汉 430100;²东华理工大学自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室, 江西 南昌 330013;³内蒙古自治区测绘地理信息中心, 内蒙古 呼和浩特 010050

摘要 针对从高分遥感影像中提取建筑物易受阴影和植被等遮挡而导致错误检测的问题, 提出一种建筑物轮廓双向驱动自适应分割重构的规则化方法。首先采用基于最小外接矩形(MBR)的平直旋转变换算法, 旋转建筑物轮廓至水平或竖直状态, 减少轮廓图形学显示上的锯齿表征; 然后设计 MBR 和 Shi-Tomasi 联合双向驱动建筑物轮廓自适应分割算法, 将轮廓化整为零精准分割形成局部片段; 最后提出基于局部最优权拟合的轮廓重构算法, 依次对局部片段进行属性分配、约束重组、最优权拟合与坐标重组, 实现建筑物轮廓的规则化。实验结果表明, 与初始提取结果相比, 经所提方法规则化的轮廓视觉效果更好。与同类基于栅格填充、角点校正、最优外接矩形拟合和主方向的 4 种轮廓规则化方法相比, 所提方法在保证规则化效率的同时, 精度也更高, 具有更广泛的适用性, 对常见包含不同角度变化的复杂建筑物均能得到更加规整的轮廓, 可作为建筑物提取后处理规则化的参考手段。

关键词 建筑物轮廓规则化; 双向驱动; 自适应分割重构; 最小外接矩形; Shi-Tomasi 角点

中图分类号 TP753

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223169

Regularization Method for Building Contour Based on Bidirectional-Driven Adaptive Segmentation and Reconstruction

Zhong Kang¹, Gao Xianjun^{1,2*}, Yang Yuanwei¹, Tan Meilin³, Pan Meimei¹¹School of Geosciences, Yangtze University, Wuhan 430100, Hubei, China;²Key Laboratory of Mine Environmental Monitoring and Improving around Poyang Lake, Ministry of Natural Resources, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China;³Inner Mongolia Autonomous Region Surveying and Mapping Geographic Information Center, Hohhot 010050, Inner Mongolia, China

Abstract Building extraction from high-resolution remote sensing images is easily affected by the surrounding shadows and vegetation, leading to incorrect detection of buildings in these areas and the building contour would deviate considerably from its actual shape. Therefore, this paper proposes a regularization method for building contour based on bidirectional-driven adaptive segmentation and reconstruction to solve this problem. First, to reduce the jagged representation on the contour graphics display, a flat rotation transformation algorithm based on the minimum bounding rectangle (MBR) was adopted to rotate the building contour to the horizontal or vertical state. Then, MBR and Shi-Tomasi were combined to develop the bidirectional-driven adaptive segmentation algorithm, thereby allowing the building contours to be divided into small parts to form accurate local segments. Finally, a contour reconstruction algorithm based on local optimal weight fitting was proposed. The regularization of the building contour was achieved through attribute assignment, constraint recombination, optimal weight fitting, and coordination reconstruction of local segments. Compared with the initial extraction results, the visual experimental results of the regularized contour obtained using the proposed method are better. Furthermore, compared with the other four similar contour regularization methods based on grid filling, corners correction, suitable circumscribed rectangle fitting, and main direction, the proposed method provides

收稿日期: 2022-11-25; 修回日期: 2022-12-21; 录用日期: 2023-01-17; 网络首发日期: 2023-02-07

基金项目: 自然资源部环鄱阳湖区域矿山环境监测与治理重点实验室开放基金(MEMI-2021-2022-08)、湖南科技大学测绘遥感信息工程湖南省重点实验室开放基金(E22133, E22205)、城市轨道交通数字化建设与测评技术国家工程实验室开放课题基金(2021ZH02)、海南省地球观测重点实验室开放基金(2020LDE001)

通信作者: junxgao@yangtzeu.edu.cn

an efficient contour regularization, a higher accuracy, and broader applicability. The proposed method can obtain more regular contours for typical complex buildings with different angle changes. This method can be used as a reference for post-processing regularization of building extraction.

Key words building contour regularization; bidirectional-driven; adaptive segmentation and reconstruction; minimum bounding rectangle; Shi-Tomasi corner

1 引言

从高分辨率遥感影像中提取建筑物轮廓矢量信息广泛应用于变化检测、城市规划、土地资源利用和智慧城市建设等领域,一直是遥感研究领域的热点问题^[1-3]。然而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异质性,且分类提取过程易受阴影、道路和植被等干扰,建筑物邻近地物分类错误,使得提取的建筑物轮廓出现形态失真和规整性缺乏等问题,无法精确地保持与原始建筑物形状的一致性与结构的规整性^[4-6]。因此,研究建筑物轮廓有效的规则化方法,进一步提升建筑物轮廓的准确性,具有重要的研究意义和价值^[7-8]。

目前建筑物轮廓规则化方法主要分为 3 种:模型匹配法^[9-12]、角点辅助法^[13-16]及形态学法^[17-19]。其中模型匹配法以几何模型去约束建筑物边界演化,获取更规整的轮廓。王双喜等^[9]和沈蔚等^[10]分别利用结合 Douglas-Peucker^[20]的最优外接矩形拟合法和矩形外接圆法对轮廓按照先验模型进行拟合还原,完成建筑物轮廓的规则化。这类方法是基于建筑物轮廓的正交特性的,对矩形类建筑物的规则化效果较好,可有效减少噪声的干扰,但依赖辅助模型的先验知识,缺乏对建筑物形状多样性的考虑。角点辅助法利用影像中的关键特征角点,辅助拟合和重组建筑物轮廓。王杰茜等^[13]通过角点排序,结合角度阈值校正,连接角点实现建筑物轮廓的规则化。丁亚洲等^[14]使用 Harris 算子^[21]检测图像上的角点,对角点分组使用最小二乘拟合,得到规整的建筑物轮廓。这类方法通过利用少量角点去拟合还原建筑物轮廓,能有效减少参与规则化计算的数据量,但过于依赖角点位置的准确性,未充分利用建筑物轮廓的特征信息。形态学法运用腐蚀、膨胀、阈值删除及其组合变换算法对建筑物轮廓进行形态学修正。如王伟玺等^[17]通过设计自适应尺寸栅格填充建筑物轮廓,利用腐蚀、膨胀算法对轮廓进行规则化。这类方法会将整幅影像中所有建筑物从整体一起处理,可有效降低噪声的干扰,但难以兼顾不同建筑物自身的细节特征。

建筑物轮廓易受阴影和植被遮挡等影响,造成错误检测而引起边界失真,现有方法存在预设影像中建筑物结构化类型单一和轮廓原始细节特征信息利用不充分的问题,构造的轮廓与真实形状的契合程度仍有偏差,仍然难以对形状多样变化的建筑物轮廓进行精准规则化。本文以支持向量机(SVM)分类法提取的

建筑物为初始规则化对象,提出一种建筑物轮廓双向驱动自适应分割重构的规则化方法。首先平直旋转建筑物,利用形态学处理对轮廓去噪;然后以 Shi-Tomasi 和 MBR 联合双向驱动自适应分割轮廓,形成局部片段;最后对局部片段进行属性分配、约束重组和最优成分分析等,完成轮廓重构。所提方法可充分利用建筑物轮廓的细节特征信息,有效提升建筑物轮廓的规则度。

2 建筑物轮廓规则化原理

所提方法的流程如图 1 所示。

2.1 基于 MBR 的建筑物平直旋转变换

建筑物初始轮廓的倾斜角度会引起图形学上的锯齿现象,直接在原始状态上进行轮廓修正难以充分地提取细节特征,因此本文基于最小外接矩形(MBR)平直旋转轮廓,将其变换至与屏幕坐标系水平或垂直的状态,提升建筑物轮廓的平整性。将建筑物轮廓点围绕其质心依次旋转,并获取对应的 MBR,根据 MBR 面积最小时所对应的旋转角度 θ ,可将建筑物轮廓旋转到水平或垂直姿态^[22]。随后对建筑物轮廓进行形态学后处理,减少边界明显的噪声。平直旋转变换算法的示意图如图 2 所示。

2.2 建筑物轮廓双向驱动自适应分割

轮廓分割点是影像中建筑物的局部特征,能有效保留轮廓重要特征信息,并有效减少数据量。常规基于特征点提取的轮廓分割点获取方法缺乏对建筑物形状多样性的考虑,极大地增加了冗余分割点数量,导致后续规则化效率降低,并在轮廓重构时形成干扰。为高效、精准地根据常见各类建筑物形状提取轮廓分割点,以建筑物的 MBR 与自身面积比率 R 为筛选原则,设计基于 MBR 和 Shi-Tomasi^[23]的双向驱动轮廓分割算法来自适应提取建筑物轮廓最优分割点,完成轮廓的分割。比率 R 的计算公式为

$$R = \frac{S_m}{S_i}, \quad (1)$$

式中: S_m 是建筑物 MBR 的面积; S_i 是建筑物的面积。设定比率阈值为 R_0 ,当 $1.0 \leq R \leq R_0$ 时,采取基于 MBR 的方法获取分割点;否则,采取基于 Shi-Tomasi 的方法获取分割点。

基于 MBR 的分割点获取方法寻找矩形建筑物轮廓点集中距离建筑物 MBR 上 4 个顶点欧氏距离最小的 4 个点,可实现对矩形类建筑物轮廓分割点的获取。对于更为复杂的轮廓,利用融合约束范围的 Shi-

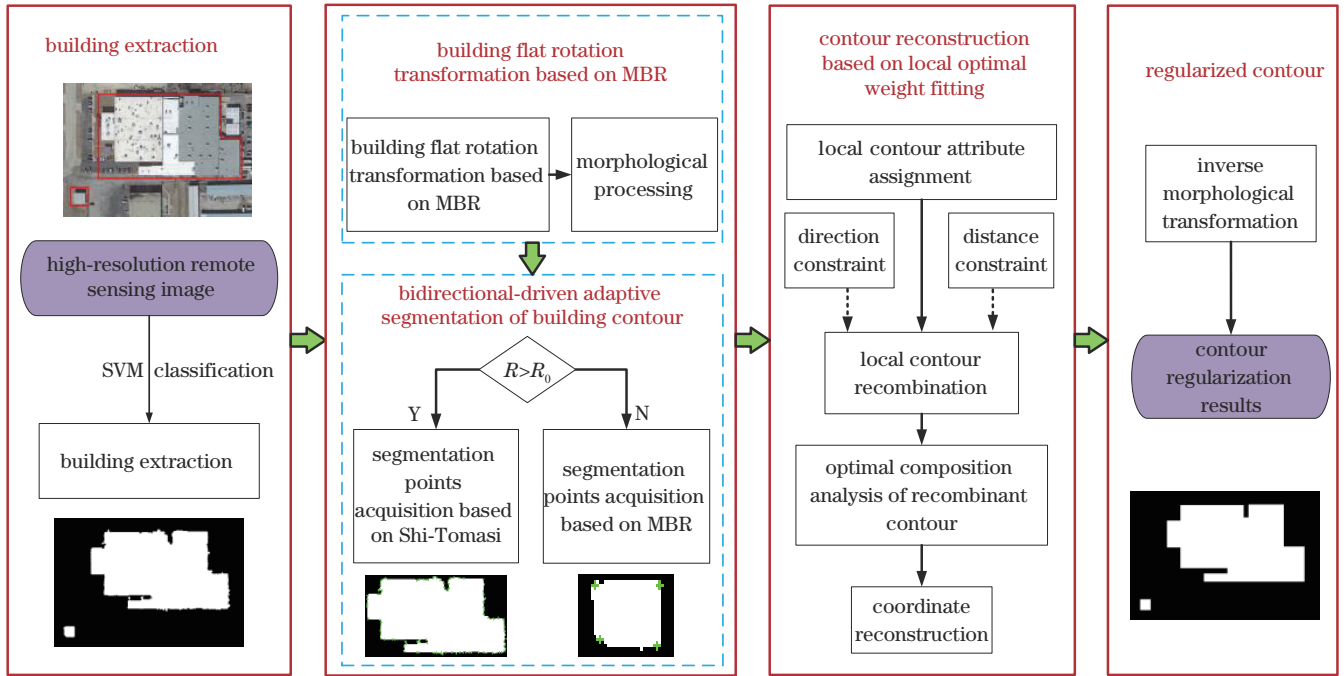


图 1 建筑物轮廓正则化流程

Fig. 1 Flow chart of building contour regularization

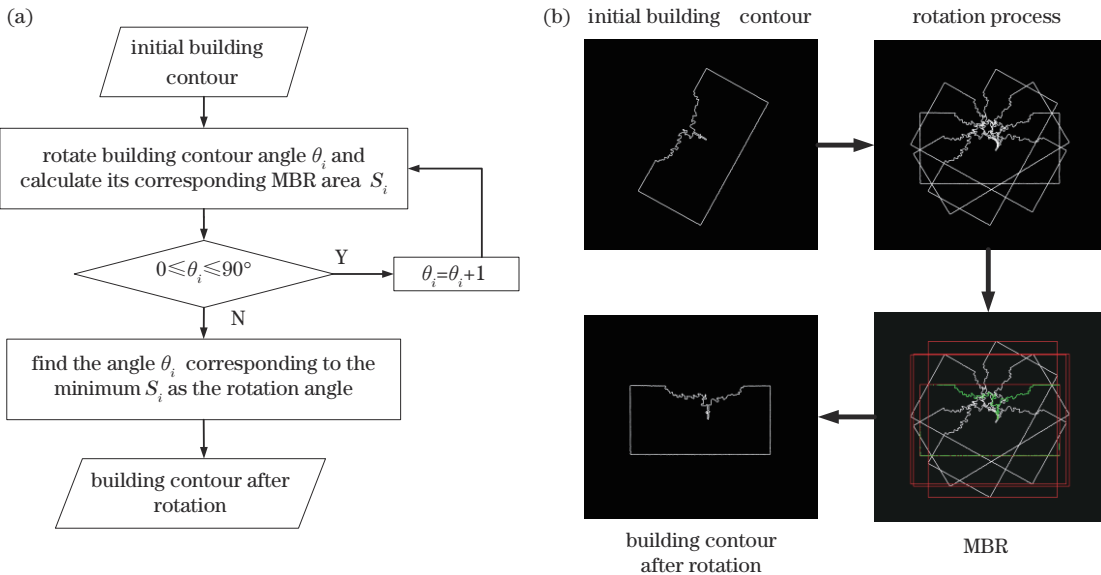


图 2 基于 MBR 的建筑物平直旋转变换算法示意图。(a) 流程图; (b) 过程图

Fig. 2 Schematic of building flat rotation transformation algorithm based on MBR. (a) Flow chart; (b) process diagram

Tomasi 方法获取轮廓特征变化明显的角点,并将其作为分割点。具体方法为:以建筑物的 MBR 膨胀 K 像素矩形为约束范围,获取关键角点坐标 (x_i, y_i) ,并将其从约束范围的相对坐标系还原到影像坐标系,计算得到角点真实坐标为 $(x_{min} + x_i, y_{min} + y_i)$,可有效减小图像特征搜寻范围,提升角点获取的效率;随后基于最小距离对角点进行排序^[14]并按照有效角度阈值范围 $T = \{\theta_1 \leq \theta \leq \theta_2\}$ 剔除冗余角点。如图 3(b) 和图 3(c) 所示,关键特征角点筛选后,冗余角点数量明显降低,可用于简化建筑物轮廓。

2.3 基于局部最优权拟合的轮廓重构

传统角点辅助法大多以特征角点为基准连接拟合建筑物轮廓,可有效降低计算量,但存在过于依赖角点准确位置的局限性,进行正则化时也会损失大部分轮廓细节特征信息。因此选用相邻分割点截取的轮廓片段,对局部片段进行主成分分析,分别拟合各局部片段的最优成分并重组坐标,完成轮廓的重构,可有效解决角点位置错位造成的正则化偏差问题,充分利用了轮廓的局部特征信息。本部分主要包括局部片段的属性分配与重组和重组片段的最优成分分析。轮廓重构示意图如图 4 所示。

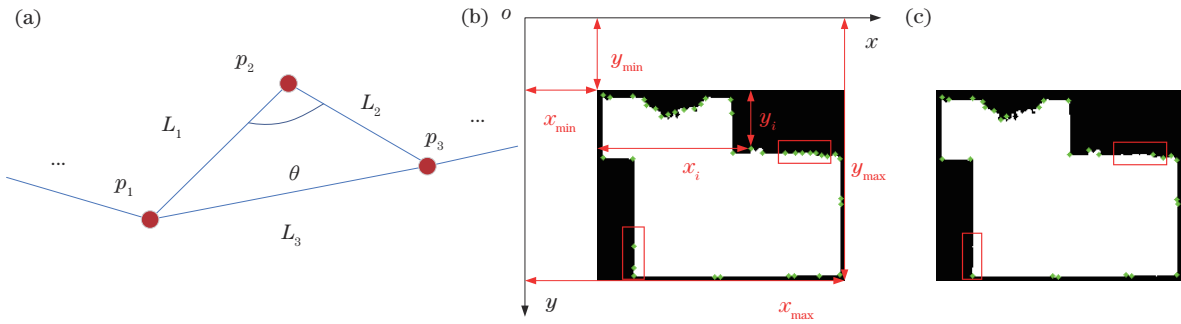


图 3 基于 Shi-Tomasi 的角点获取过程。(a)角点角度关系;(b)角点获取结果;(c)角点筛选结果

Fig. 3 Process of corners acquisition based on Shi-Tomasi. (a) Angle relationship of corners; (b) corners acquisition result; (c) corners filtering result

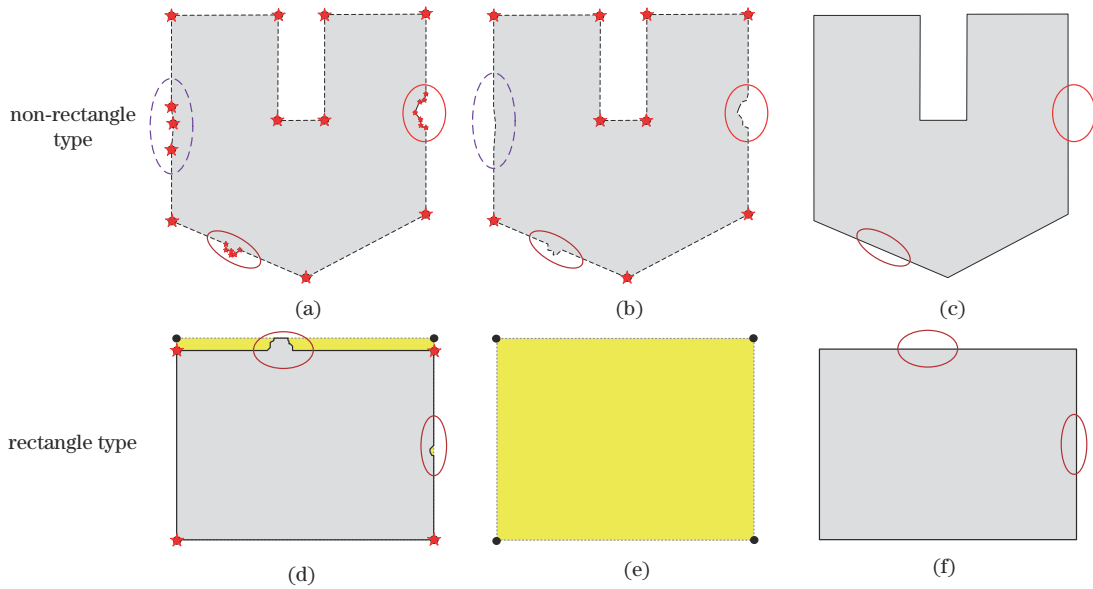


图 4 局部最优权拟合的轮廓重构示意图。(a)(d)基于 Shi-Tomasi 与 MBR 的分割点获取(红色五角星);(b)局部片段重组;(e)MBR;(c)(f)规则化轮廓

Fig. 4 Schematic of contour reconstruction by local optimal weight fitting. (a)(d) Segmentation points acquisition (red pentagram) based on Shi-Tomasi and MBR; (b) local segment recombination; (e) MBR; (c)(f) regularized contour

2.3.1 局部片段的属性分配与重组

为充分提取并利用建筑物轮廓局部细节信息,根据有序的分割点将建筑物轮廓化整为零,分割形成多个局部片段,结合片段起点和终点对各局部片段进行属性分配。属性分配的计算方法如下:选定相邻两分割点 $s_i(x_i, y_i)$ 和 $s_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1})$, 计算向量 $\vec{s_i s_{i+1}}$ 与图像坐标系 X 轴的夹角 $\beta, \beta \in [0, 90^\circ]$ 。若 $|\beta - 90^\circ| \leq \sigma$, 则认为该局部片段近似为竖直姿态并将属性赋值为 a ; 若 $\beta \leq \sigma$, 则局部片段近似为水平姿态并将属性赋值为 c ; 若 $\sigma < \beta < 90^\circ - \sigma$, 则局部片段近似为倾斜姿态并按照 4 种倾斜朝向(偏东北、偏西北、偏西南和偏东南)分别将属性赋值为 b_1, b_2, b_3 和 b_4 , 其中 σ 为较小值。然后采用同质性合并与最小距阈值剔除联合约束局部轮廓, 首先按照相同属性对相邻局部片段进行合并, 然后设定最小距阈值, 剔除遮挡和误识别轮廓区域的不规则角点与轮廓, 最后再次合并局部片段, 完成重组。

局部片段的属性分配与重组的过程如图 5 所示。

2.3.2 重组片段的最优成分分析

对重组后的局部片段按照主成分拟合最优直线, 将水平和竖直局部片段按照轮廓点分别投影至图像坐标系 Y 和 X 轴, 根据累积最高权重所对应的投影值筛选出最优水平和竖直线; 对于倾斜局部片段, 对轮廓点按照 RANSAC 算法拟合最优斜线, 可有效减小噪声的干扰; 最后对各局部片段所对应的最优直线按序求交, 得到规则化轮廓点, 完成轮廓的重构。最优拟合直线计算公式为

$$\begin{cases} x = \operatorname{argmax}_{0 \leq i < \operatorname{len}(P)} \frac{\operatorname{count}(x_i)}{\operatorname{len}(P)}, & c_{\text{dir}} = c \\ y = kx + b, & c_{\text{dir}} = b_1, b_2, b_3, b_4, (2) \\ y = \operatorname{argmax}_{0 \leq i < \operatorname{len}(P)} \frac{\operatorname{count}(y_i)}{\operatorname{len}(P)}, & c_{\text{dir}} = a \end{cases}$$

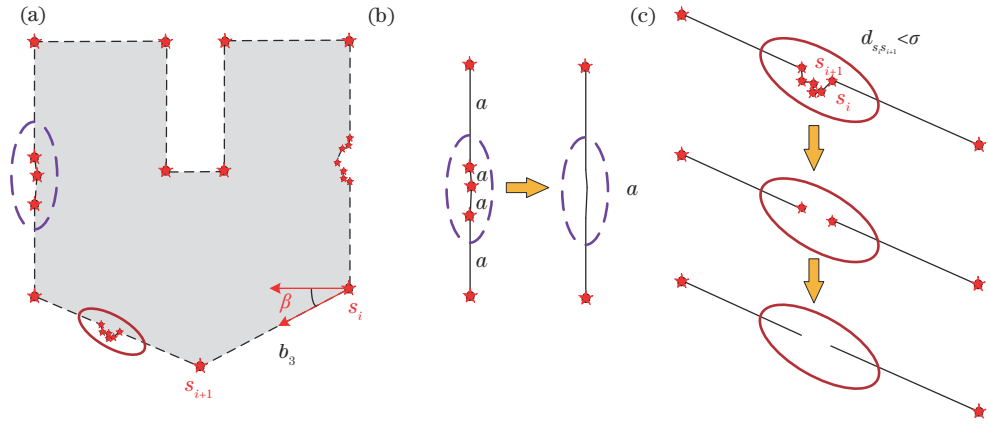


图 5 局部片段的属性分配与重组示意图。(a)属性分配;(b)同属性合并约束;(c)最小距阈值约束

Fig. 5 Schematic of attribute allocation and reorganization for local segment. (a) Attribute assignment; (b) merging constraint for the same attribute; (c) minimum distance threshold constraint

式中: $\operatorname{argmax}[\omega(t)]$ 表示函数 $\omega(t)$ 取最大值时所对应的自变量 t ; P 为局部片段点集合; (x_i, y_i) 表示 P 中轮廓点; $\operatorname{count}(\cdot)$ 表示计数函数; c_{dir} 为局部片段属性。

3 实验结果与讨论

图 6(a) 所示的主要实验区位于美国堪萨斯州 Wichita 地区, 具有代表性的高分遥感影像 S 的空间分辨率为 0.4 m, 整幅影像大小为 1884×1356 , 包含 115 栋建筑物, 覆盖范围广, 且建筑物之间光谱、形状、纹理等差异较大。另外选择 SVM 分类方法提取研究区域中的建筑物, 并以此作为本文规则化对象, 如图 6(b) 所示。同时结合多时相数据进行比对, 绘制建筑物标签真值, 如图 6(c) 所示。为说明所提方法的有效性, 选用 4 种不同规则化方法进行对比, 并详细讨论了比率阈值对轮廓规则化效果的影响, 此外也分析了所提方法对不规则建筑物的适用性。为更好地评价规则化后的结果, 除采用分类结果评价体系中最常用的评价指

标, 包括 F1 分数、总体精度 (OA) 和交并比 (IOU), 另引入两个新的指标进行规则化的评价, 分别是均方根 (RMS) 和 Hausdorff 距离 (HD)。RMS 是建筑物轮廓各点到建筑物真实轮廓最近距离的均方根, 用来描述建筑物轮廓的规则度。HD 既可作为两个点集形状相似度的评价标准, 也可作为正则化结果的评价指标^[24]。若建筑物轮廓点集为 $C = \{c_0, c_1, c_2, \dots, c_m\}$, 建筑物真实轮廓点集为 $T = \{t_0, t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 新加的两个评价指标的计算公式分别为

$$p_{\text{RMS}} = \frac{\sum_{i=0}^m \min_{0 \leq j \leq n} \|c_i - t_j\|}{m + 1}, \quad (3)$$

$$d_{\text{HD}} = \max [h(C, T), h(T, C)], \quad (4)$$

式中: $\|c_i - t_j\|$ 表示建筑物轮廓点 c_i 到建筑物真实轮廓点 t_j 的距离范式。 $h(C, T)$ 称为集合 C 到集合 T 的单向 Hausdorff 距离, 定义为

$$h(C, T) = \max_{c_i \in C} \min_{t_j \in T} \|c_i - t_j\|. \quad (5)$$



图 6 高分遥感影像。(a)影像 S ; (b)提取结果; (c)参考数据

Fig. 6 High-resolution remote sensing image. (a) Image S ; (b) extraction result; (c) reference data

3.1 比率阈值配置分析

为验证比率阈值 R_0 对轮廓规则化的影响, 选取影像 S 进行实验, 设定不同比率阈值 R_0 检验轮廓规则化精度与耗时。如图 7 所示: R_0 较小时, 影像中建筑物均分类为非矩形, 基于 Shi-Tomasi 进行轮廓分割重构,

规则化精度会先在一定范围保持不变; 而随 R_0 逐步增加, 针对部分矩形建筑物进行精准分割重构, 可提升效率并保证精度趋于平稳; R_0 增加并超出临界值后, 影像中部分复杂建筑物也会分类为矩形建筑物, 基于 MBR 对轮廓进行分割重构时易损失大量边界信息, 导

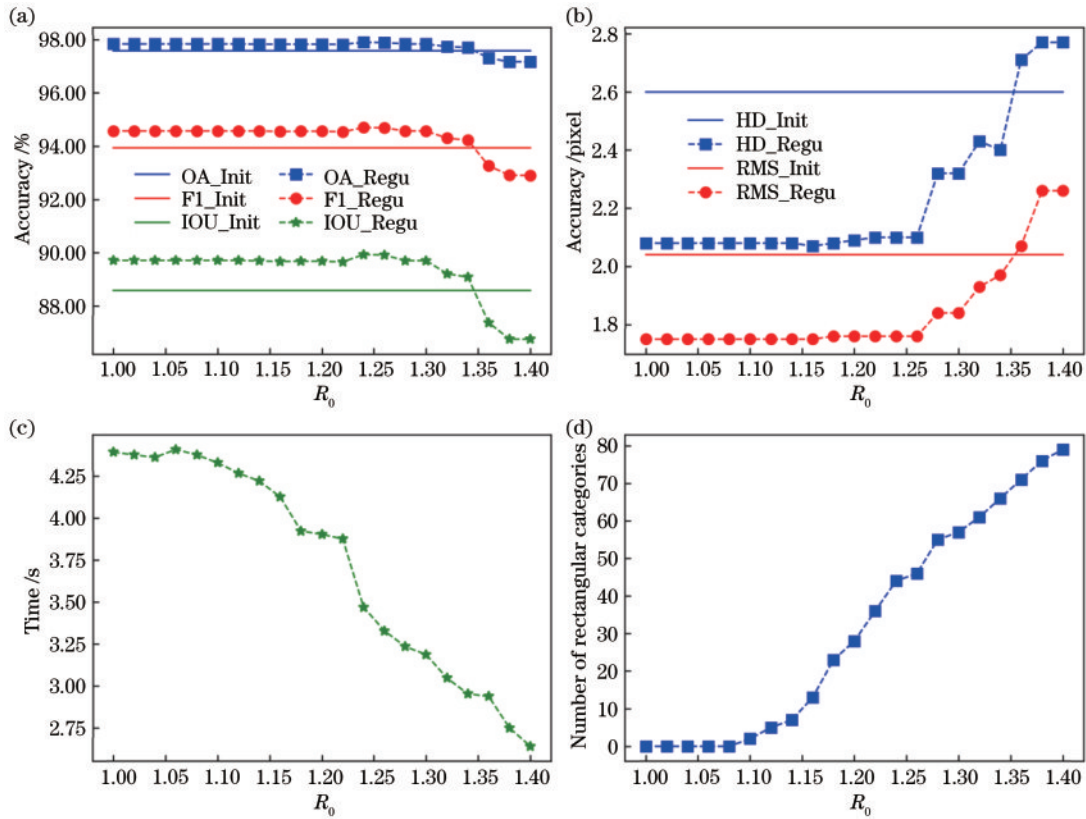


图 7 不同比率阈值对应的精度及效率指标。(a)(b)精度评价;(c)效率分析;(d)矩形类分类数量

Fig. 7 Accuracy and efficiency indexes corresponding to different ratio thresholds. (a)(b) Accuracy evaluation; (c) efficiency analysis; (d) number of rectangular categories

致规则化精度降低。令比率阈值区间为 $R_0 \in [1.10, 1.25]$, 可达到规则化精度和效率均相对最佳的平衡状态。

3.2 实验对比与分析

为说明所提方法的有效性, 选用影像 S 进行实验, 并与王杰茜等^[13]、王伟玺等^[17]、王双喜等^[9]和 Wei 等^[8]

提出的基于角点校正、基于栅格填充、基于最优外接矩形拟合、基于主方向的 4 种建筑物轮廓规则化方法进行对比, 方法分别记作 A、B、C 和 D。其中, 对比方法 A 到 D 均涉及一系列超参数阈值设置的问题, 遵循原文参数设置思想, 根据影像具体特征, 选择合理的超参数进行实验。具体超参数阈值设计如表 1 所示。

表 1 对比方法的超参数设定

Table 1 Setting of hyperparameters for comparison methods

Method	Hyperparameter setting	Threshold effect
A	$a = 10, b = 178, c = 80, d = 100$	Filter corners to be corrected
B	$r = 0.001 \times C$	r is the grid size, C is the perimeter of the building
C	T is experience value	T is the minimum distance threshold to replace building contour points with the suitable circumscribed rectangle boundary
D	$s = 20, l = \begin{cases} 0.5, S \leq 200 \\ 0.9, S > 200 \end{cases}$ $m = 30, n = 170, t = l + 0.3$	s, l, m, n were used to delete small buildings, short edges, smooth corners, and sharp corners respectively and t was used to merge short distance parallel lines

方法 A 根据共线阈值范围 $(0, a] \cup [b, 180^\circ)$ 和直角阈值范围 $[c, 90^\circ) \cup (90^\circ, d]$ 对异常角点进行坐标校正, 得到规则的建筑物轮廓。如图 8(a) 所示, 该方法能通过角点校正解决部分漏分和错分问题, 但在角点不满足阈值关系时, 因直接连接角点, 易损失大量边界信息, 造成过度规则化。方法 B 设计大小为 r 的栅格填充建筑物, 并利用腐蚀和膨胀算法对边界进行规则化。如图 8(b) 所示, 此方法能有效去除边界微小的噪

声, 但选择合适的栅格尺寸较难, 对建筑物轮廓规则化幅度有限, 栅格尺寸较小时, 会极大增加运算量而导致规则化效率较低, 栅格尺寸较大时, 规则化边界会与真实轮廓不贴合, 目视效果较差。方法 C 通过分别计算各轮廓点到最优外接矩形的最小距离, 并将最小距离小于阈值 T 的轮廓点替换成最优外接矩形的规则边界来完成规则化。如图 8(c) 所示, 该方法对矩形建筑物有较好的规则化效果, 但当建筑物边界出现外凸时, 对

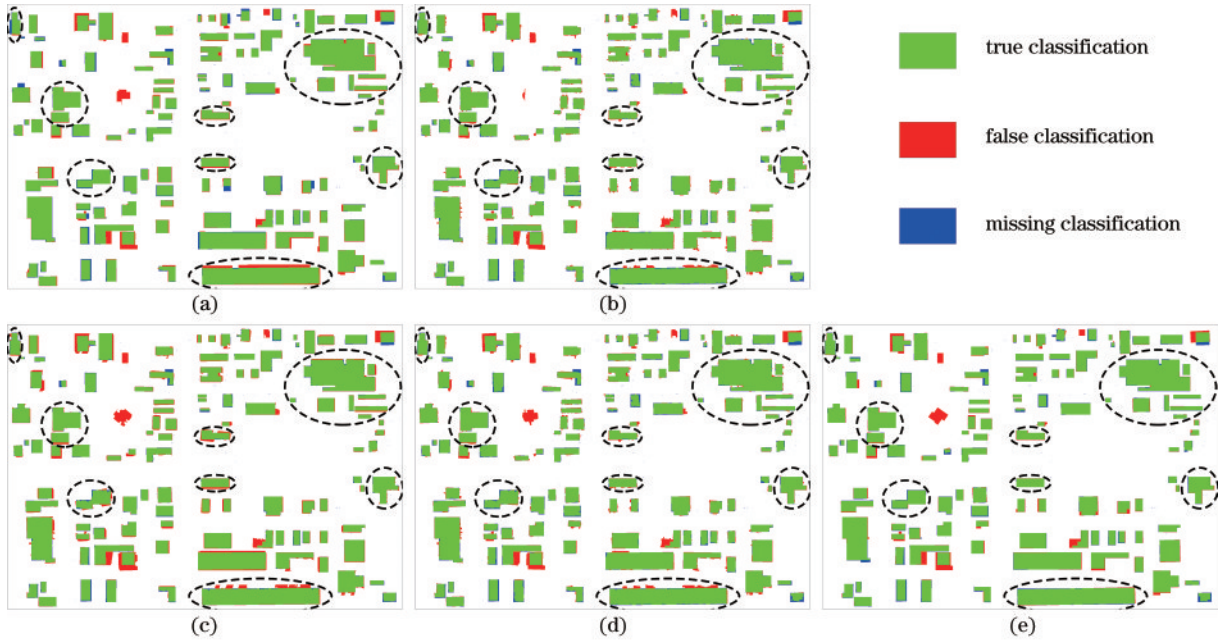


图 8 不同方法轮廓规则化示意图。(a)方法 A;(b)方法 B;(c)方法 C;(d)方法 D;(e)所提方法

Fig. 8 Schematic of contour regularization of different methods. (a) Method A; (b) method B; (c) method C; (d) method D; (e) proposed method

部分轮廓无法起到规则化作用。方法 D 基于 Douglas-Peucker 算法简化分割建筑物轮廓,并引入粗调整和精调整算法进行规则化。如图 8(d)所示,该方法对直角类建筑物规则化效果较好,能有效保证轮廓的平整性,但对主方向长边的依赖性太强,难以解决不规则轮廓的规则化问题。所提方法选用相邻分割点截取的轮廓片段,对局部片段进行主成分分析,分别拟合各局部片段的最优成分并重组坐标,完成轮廓的重构,可较好解决角点错位引起的过度规则化问题,充分利用了轮廓的局部特征信息,也能解决轮廓部分缺失和错分的问题,进一步提升轮廓平整性,处理结果如图 8(e)所示。

表 2 展示了所提方法与 4 种对比方法对影像 S 进行规则化后的精度评价和时间消耗统计。可以发现:相比初始提取结果和 4 种对比方法的规则化结果,所提方法的各项精度评价指标总体上有较大提升,规则

化效率也能得到保障;其中,F1 分别提高了 0.76 个百分点、1.91 个百分点、0.56 个百分点、2.20 个百分点和 0.94 个百分点,OA 分别提高了 0.32 个百分点、0.79 个百分点、0.23 个百分点、0.99 个百分点和 0.40 个百分点,IOU 分别提高了 1.35 个百分点、3.38 个百分点、1.00 个百分点、3.88 个百分点和 1.68 个百分点,RMS 分别降低了 0.37 pixel、1.14 pixel、0.38 pixel、1.02 pixel 和 0.56 pixel,HD 分别降低了 0.56 pixel、0.93 pixel、0.59 pixel、1.68 pixel 和 0.87 pixel,说明所提方法的适用性更强,规则化精度更高;另外,所提方法规则化耗时 3.3280 s,方法 A 规则化耗时 3.5940 s,方法 B 因自定义栅格尺寸较小,提升了计算量,规则化耗时 1301.1410 s,方法 C 规则化耗时 3.2970 s,方法 D 规则化耗时 4.7542 s,进一步验证了在保证精度的情况下,所提方法规则化效率也不会明显降低的结论。

表 2 不同规则化方法的精度评价及时间消耗

Table 2 Accuracy evaluation and time consumption of different regularization methods

Method	RMS /pixel	HD /pixel	F1 /%	OA /%	IOU /%	Time /s
Initial result	2.04	2.60	93.94	97.58	88.58	
Method A	2.81	2.97	92.79	97.11	86.55	3.5940
Method B	2.05	2.63	94.14	97.67	88.93	1301.1410
Method C	2.69	3.72	92.50	96.91	86.05	3.2970
Method D	2.23	2.91	93.76	97.50	88.25	4.7542
Proposed method	1.67	2.04	94.70	97.90	89.93	3.3280

为更好地从视觉效果上展示所提方法的有效性,图 9 为 5 种规则化方法分别对小尺度下部分特征明显的单个建筑物的轮廓规则化的效果。如图 9(c)场景 4 所示,方法 A 通过角点校正解决了边界缺失的问题,但

仅依赖角度关系校正角点时很容易导致规则化幅度有限甚至过度规则化的问题,如图 9(c)场景 3 所示。方法 B 能较好规则化建筑物中平整的原始边界,有效降低边界噪声,但规则化效果受制于栅格的尺寸,且很难

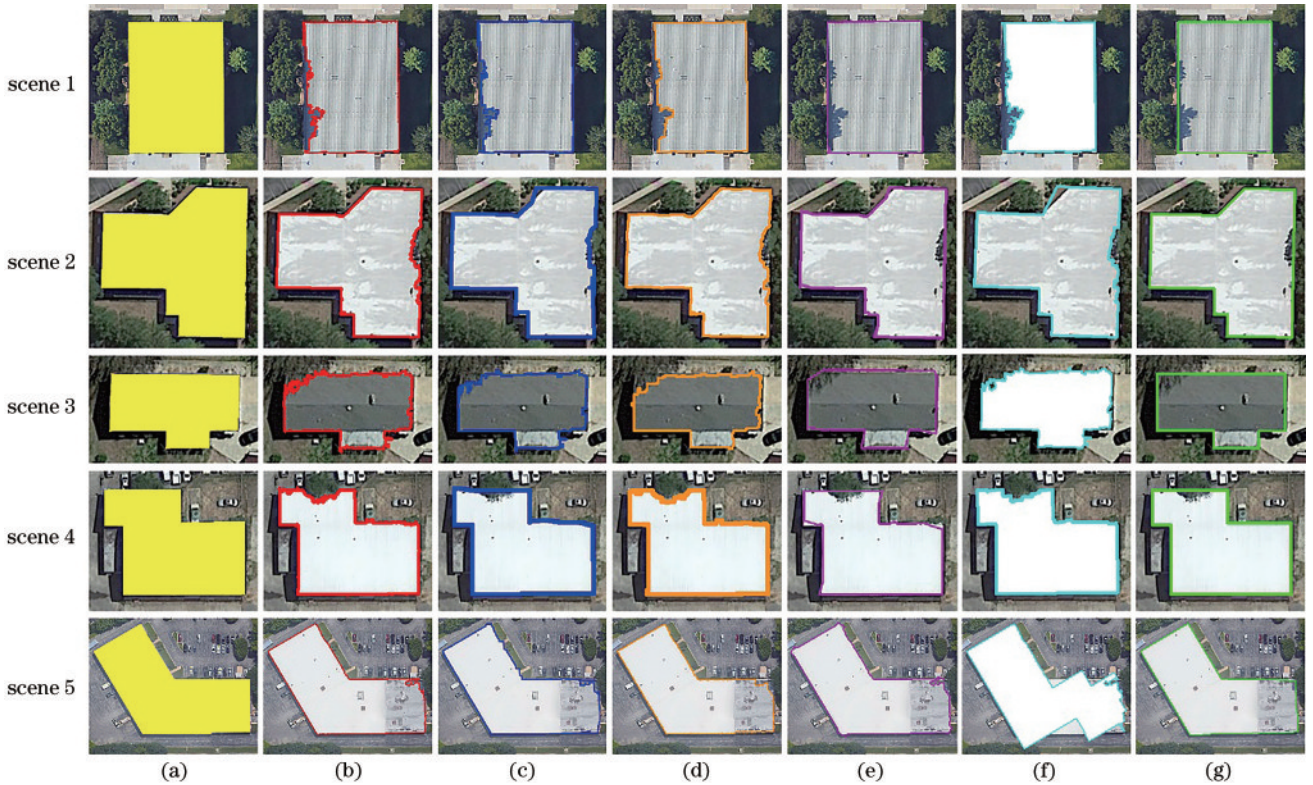


图 9 单个建筑物轮廓规则化效果对比。(a)标签数据;(b)提取结果;(c)方法 A;(d)方法 B;(e)方法 C;(f)方法 D;(g)所提方法
Fig. 9 Comparison of single building contour regularization effect. (a) Label data; (b) extraction result; (c) method A; (d) method B; (e) method C; (f) method D; (g) proposed method

解决边界缺失的问题,如图 9(d)场景 3 所示。如图 9(e)场景 2 所示,方法 C 能较好解决建筑物边界缺失的问题,但在轮廓外凸出部分边界无法得到规则化。方法 D 能有效去除边界噪声,但对主方向的过于依赖限制了其对不规则建筑物轮廓规则化的适用性,如图 9(f)场景 5 所示。所提方法对常见包含不同角度变化的建筑物均有较好的规则化效果,经规则化的轮廓更加贴合真实轮廓形状,如图 9(g)所示。另外,在精度评价方面,对单个建筑物进行实验,相比初始提取结果和 4 种对比方法的规则化结果,所提方法的 OA 分别提升约 3 个百分点、3 个百分点、4 个百分点、2 个百

分点和 4 个百分点,IOU 分别提升约 7 个百分点、7 个百分点、9 个百分点、5 个百分点和 10 个百分点,RMS 分别降低了 9.15 pixel、9.56 pixel、12.41 pixel、2.72 pixel 和 13.66 pixel,HD 分别降低了 6.00 pixel、7.00 pixel、17.00 pixel、1.00 pixel 和 5.00 pixel,进一步验证了所提方法的有效性与准确性。

3.3 不规则建筑物适用性分析

选取典型带弧边的非直角类建筑物作为实验对象,测试所提方法对不规则建筑物轮廓规则化的适用性。如图 10(b)与图 10(c)所示,SVM 分类提取的建筑物因影像中光谱信息相似,导致轮廓内部与边界出

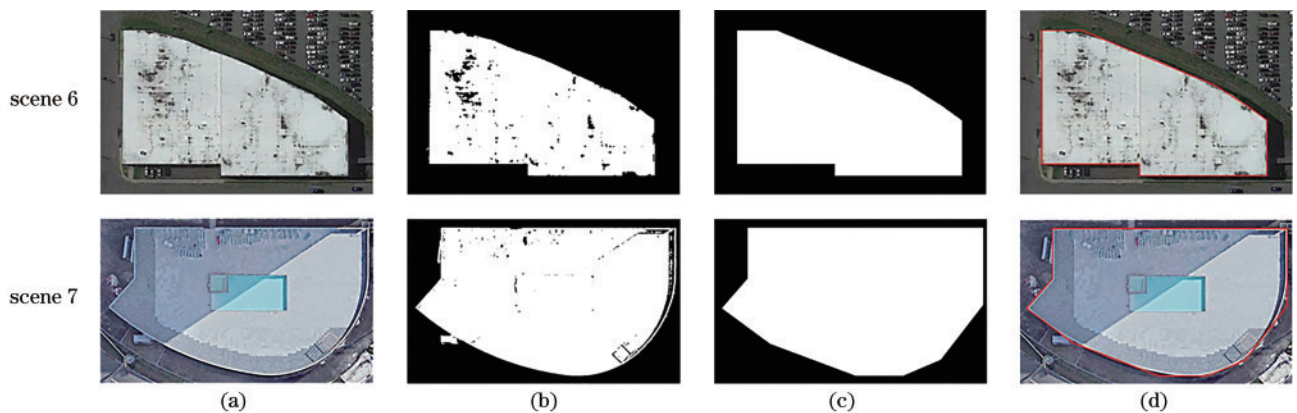


图 10 不规则建筑物轮廓规则化效果。(a)原始影像;(b)SVM 分类提取结果;(c)规则化结果;(d)规则化结果与原始影像的叠加
Fig. 10 Regularization effect of irregular building contour. (a) Original images; (b) SVM classification extraction results; (c) regularization results; (d) overlay of regularization results and original images

现较多孔洞与缺失;所提方法通过自适应分割建筑物轮廓,对局部轮廓进行主成分分析重构轮廓,可有效还原真实边界,提升提取轮廓的精度,但也存在弧形规则化边界平滑过渡不自然的问题。因此,进一步引入类似弧形模板,融合多源及多时相数据,可更好地解决弧形和不规则建筑物轮廓规则化的问题。

4 结 论

针对从高分影像提取建筑物时会因植被和阴影遮挡等造成轮廓不规则的问题,提出了一种建筑物轮廓双向驱动自适应分割重构的规则化方法。首先采用基于 MBR 的建筑物平直旋转变换算法旋转建筑物轮廓到水平或竖直姿态,可有效减少轮廓图形学显示上的锯齿噪声;然后设计基于 MBR 和 Shi-Tomasi 联合双向驱动建筑物轮廓自适应分割算法,将轮廓化整为零,精准分割形成局部片段,完成建筑物轮廓的分割;最后提出基于局部最优权拟合的轮廓重构算法,选用相邻分割点截取的轮廓片段,对局部片段进行主成分分析,分别拟合各局部片段的最佳成分并重组坐标,完成轮廓的重构。所提方法可有效解决角点位置错位导致的规则化偏差问题,充分利用了建筑物轮廓的局部特征信息,进一步提升了轮廓的规则度和完整性。与同类 4 种规则化方法相比,所提方法既能保证效率,也使得轮廓规则化精度更高,具有更广泛的适用性,可应用到地图更新和实景三维模型底部轮廓构建等方面。

参 考 文 献

- [1] 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.
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.
- [2] 王岱良, 李玉. 基于旋转差值核估计的激光雷达点云建筑物边缘提取[J]. 中国激光, 2019, 46(1): 0104005.
Wang D L, Li Y. Building edge extraction from LiDAR point cloud based on rotational difference kernel estimation[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(1): 0104005.
- [3] 李金涛, 程效军. 建筑物立面点云直线段特征提取方法[J]. 中国激光, 2019, 46(11): 1109002.
Li J T, Cheng X J. Straight-line-segment feature-extraction method for building-facade point-cloud data[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(11): 1109002.
- [4] 冉树浩, 胡玉龙, 杨元维, 等. 基于样本形态变换的高分遥感影像建筑物提取[J]. 浙江大学学报(工学版), 2020, 54(5): 996-1006.
Ran S H, Hu Y L, Yang Y W, et al. Building extraction from high resolution remote sensing image based on samples morphological transformation[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2020, 54(5): 996-1006.
- [5] 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.
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.
- [6] 郭峰, 毛政元, 邹为彬, 等. 融合 LiDAR 数据与高分影像特征信息的建筑物提取方法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(8): 1654-1665.
Guo F, Mao Z Y, Zou W B, et al. A method for building extraction by fusing feature information from LiDAR data and high-resolution imagery[J]. Journal of Geo-Information Science, 2020, 22(8): 1654-1665.
- [7] Chang J X, Gao X J, Yang Y W, et al. Object-oriented building contour optimization methodology for image classification results via generalized gradient vector flow snake model[J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2406.
- [8] Wei S Q, Ji S P, Lu M. Toward automatic building footprint delineation from aerial images using CNN and regularization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(3): 2178-2189.
- [9] 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.
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.
- [10] 沈蔚, 李京, 陈云浩, 等. 基于 LiDAR 数据的建筑轮廓线提取及规则化算法研究[J]. 遥感学报, 2008, 12(5): 692-698.
Shen W, Li J, Chen Y H, et al. Algorithms study of building boundary extraction and normalization based on LiDAR data[J]. Journal of Remote Sensing, 2008, 12(5): 692-698.
- [11] Kwak E, Habib A. Automatic representation and reconstruction of DBM from LiDAR data using Recursive Minimum Bounding Rectangle[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 93: 171-191.
- [12] Gerke M, Heipke C, Straub B M. Building extraction from aerial imagery using a generic scene model and invariant geometric moments[C]//IEEE/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, November 8-9, 2001, Rome, Italy. New York: IEEE Press, 2002: 85-89.
- [13] 王杰茜, 冯德俊, 陈建飞. 对比 Harris 算子和 Susan 算子的建筑物边界规则化方法[J]. 测绘通报, 2020(4): 11-15.
Wang J X, Feng D J, Chen J F. A building boundary regularization method by contrasting Harris operator and Susan operator[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2020(4): 11-15.
- [14] 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.
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.
- [15] 常京新, 王双喜, 杨元维, 等. 高分遥感影像建筑物轮廓的逐级优化方法[J]. *中国激光*, 2020, 47(10): 1010002.
Chang J X, Wang S X, Yang Y W, et al. Hierarchical optimization method of building contour in high-resolution remote sensing images[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(10): 1010002.
- [16] 吴秀芸, 李艳, 周华. 基于角点检测的建筑物轮廓矢量化方法[J]. *遥感信息*, 2011, 26(5): 95-99.
Wu X Y, Li Y, Zhou H. A contour vectorization algorithm of building based on corner detection[J]. *Remote Sensing Information*, 2011, 26(5): 95-99.
- [17] 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.
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.
- [18] 林祥国, 张继贤. 面向对象的形态学建筑物指数及其高分辨率遥感影像建筑物提取应用[J]. *测绘学报*, 2017, 46(6): 724-733.
Lin X G, Zhang J X. Object-based morphological building index for building extraction from high resolution remote sensing imagery[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(6): 724-733.
- [19] 高贤君, 郑学东, 沈大江, 等. 城郊高分影像中利用阴影的建筑物自动提取[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2017, 42(10): 1350-1357.
Gao X J, Zheng X D, Shen D J, et al. Automatic building extraction based on shadow analysis from high resolution images in suburb areas[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(10): 1350-1357.
- [20] Douglas D H, Peucker T K. Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature[J]. *Cartographica*, 1973, 10(2): 112-122.
- [21] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]//*Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988, September, 1988, Manchester*. London: Alvey Vision Club, 1988: 23.1-23.6.
- [22] Xie Y K, Zhu J, Cao Y G, et al. Refined extraction of building outlines from high-resolution remote sensing imagery based on a multifeature convolutional neural network and morphological filtering[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 1842-1855.
- [23] Shi J B, Tomasi. Good features to track[C]//*1994 Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 21-23, 1994, Seattle, WA, USA*. New York: IEEE Press, 2002: 593-600.
- [24] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(9): 850-863.