

面向多源数据的建筑物轮廓优化方法

胡翔, 吴建华*, 魏宁, 涂浩文

江西师范大学地理与环境学院, 江西 南昌 330022

摘要 针对历史栅格地图、遥感影像和 LiDAR 点云数据中提取的建筑物轮廓存在锯齿、边界不规则和位置不准确等问题,提出了一种普适的建筑物轮廓优化方法。首先,利用改进的 Douglas-Peucker 算法对轮廓进行初步简化,其中采用凸包法获取轮廓线的起止点并使用垂距法获取轮廓简化的距离阈值。其次,利用最小二乘法进行直线拟合和直线求交,对轮廓进一步优化。再其次,对定义的特征边和特征角进行规则化处理。然后,根据建筑物主方向与每条轮廓边的夹角关系进行直角化处理。最后,设计了一种基于最大面积重叠度的方法实现轮廓位置的精准化。利用多源建筑物轮廓矢量数据进行了实验,结果表明所提方法有效,且与当前主流方法相比,具有更高的建筑物轮廓精度和较强的普适性。

关键词 遥感; 建筑物轮廓优化; 轮廓简化; 规则化; 位置精准化

中图分类号 P237

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS221939

1 引言

建筑物轮廓在城市规划、城市变化分析和城市三维建模等方面具有重要作用。建筑物轮廓提取是建筑物模型重建的重要基础工作^[1]。在空间大数据、人工智能迅速发展的背景下,基于多源、多模态、多时相数据提取建筑物轮廓已经变得越来越重要,且成为了当前研究的热点。从数据来源的角度,目前建筑物轮廓提取方法主要包括三类,即基于遥感影像的方法^[2-3]、基于 LiDAR 点云数据的方法^[4-6]、基于历史栅格地图的方法^[7]。然而,提取的建筑物轮廓的大小、位置和形状等方面的精度往往会受到原始数据质量(图像分辨率低、建筑物存在遮挡和定位精度不高等)与算法性能的影响,导致初步提取的建筑物轮廓存在误差。因此,有必要对建筑物轮廓进行优化,以便得到更加真实、准确的建筑物轮廓,从而满足实际的应用需要。

近几年一些学者对建筑物轮廓优化进行了相关研究。目前,建筑物轮廓优化方法主要有三类。一是利用外接矩形的方法。常京新等^[8]利用最佳外接矩形对遥感影像中提取的建筑物轮廓进行初级优化,再通过 Shi-Tomasi 算法对局部凹轮廓进行深度优化。Feng 等^[9]提出了一种改进的最小包围矩形算法对点云中提取的建筑物轮廓进行规则化,利用树边界和建筑物边界之间的拓扑关系减少局部遮挡的情况带来的误差。Kwak 等^[10]通过递归最小外接矩形算法对 LiDAR 点云数据提取的初始轮廓进行优化。这类方法能够得到较

为规则的建筑物轮廓,但往往会存在面积偏大问题,并且大多只适用于直角型建筑物。二是基于主方向的方法。洪绍轩等^[11]利用 Douglas-Peucker 算法(D-P 算法)和最小二乘法确定建筑物轮廓的关键点,以最长边为主方向实现建筑物边界线规则化。Zhao 等^[12]通过管子算法对建筑物轮廓进行简化,通过计算旋转角的方法确定主方向,并基于主方向对轮廓线进行分类调整。尹烁等^[13]利用统计加权法得到建筑物轮廓主方向,基于主方向进行直角化处理,再经过特征边的重组得到优化后的建筑物轮廓。这类方法受多个阈值影响,同时优化结果的精度直接由主方向决定,也没有考虑优化后产生的建筑物轮廓的位置偏移。三是基于数据结合的方法。程亮等^[1]通过 LiDAR 点云建立建筑物轮廓提取区,对提取区中的影像采用 Edison 算子和 Hough 变换提取建筑物边缘线段,通过过滤、分组和聚类得到精准的轮廓线。李云帆等^[14]基于点云数据和影像分别获得建筑物的粗糙轮廓和边缘线段,并经过边缘线过滤、粗糙轮廓修正和轮廓转角恢复得到建筑物的最终轮廓。Gilani 等^[15]利用点云数据和正射影像的特征实现建筑物提取并规范建筑物轮廓,有效解决了建筑物检测错误和建筑物局部遮挡问题。这类方法可以有效利用两种数据的优势,一定程度上可以解决局部遮挡问题,但受阈值影响较大且对影像数据的质量要求较高,适应性不强。

综上所述不难发现,现有方法至少还存在以下两方面问题有待完善:1)准确性不高,简化阈值设定的不合理

收稿日期: 2022-11-04; 修回日期: 2022-11-08; 录用日期: 2023-01-29; 网络首发日期: 2023-02-07

基金项目: 国家自然科学基金(41561084, 41201409)、江西师范大学研究生创新基金(YJS2021011)

通信作者: *wjhgis@126.com

和规则化处理(特征边重组、直角化与外接矩形拟合等)过程带来的轮廓位置、大小与方向误差均会引起轮廓的不准确;2)普适性不强,大多数方法是针对特定的数据源或特定的建筑物类型而设计的,难以适用于多类型的数据。因此,本文针对从多源数据中提取的建筑物轮廓形状不规则、轮廓位置不准确等问题,提出了一种相对普适的面向多源数据的建筑物轮廓优化方法:利用改进的D-P算法对建筑物轮廓进行初步简化;对边界点分组并利用最小二乘法进行直线拟合,将拟合后的直线求交得到新的角点,再利用角点构成新的

建筑物轮廓;再次对查找出的特征边、特征角进行规则化处理。依据轮廓边与主方向的方向关系进行直角化处理;基于最大面积重叠度对建筑物轮廓进行位置精准化处理,使得建筑物轮廓更贴近真实轮廓。

2 建筑物轮廓优化方法

所设计的建筑物轮廓优化方法主要分为5个步骤,即轮廓的简化、轮廓的重构、局部规则化处理、轮廓直角化处理和位置精准化处理。具体工作流程如图1所示。

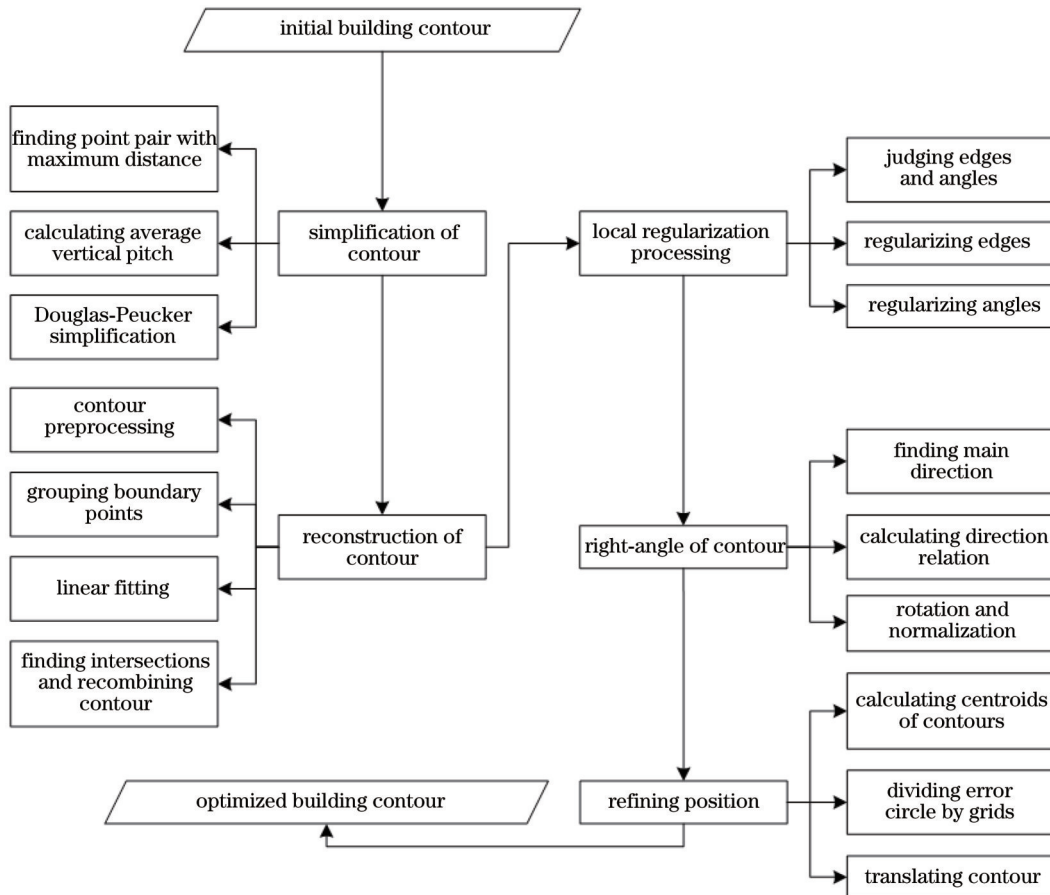


图1 总体流程图

Fig. 1 General flow chart

2.1 基于改进D-P算法的轮廓简化方法

传统的D-P简化算法是一种效率较高、应用较为广泛的简化算法,但往往会受到起止点、距离阈值和噪声等方面的影响^[16-17]。针对起止点和距离阈值的问题,对D-P算法进行了两方面的改进。一是利用凸包法确定轮廓简化的起止点,避免了起止点为非角点的影响,保证了起止点为角点的准确性,从而也提高了初步简化结果的准确性。二是利用垂距法计算距离阈值,以平均垂距值为基数确定D-P算法的距离阈值,相比经验阈值,避免了阈值选取的随机性并增加了阈值选取的适应性。具体步骤为:获得建筑物轮廓的凸包,并找到凸包点集中距离最大的两个节点 p_1 、 p_2 ;利用垂

距法计算得到平均垂距值 \bar{d} ;以 $n \times \bar{d}$ 为距离阈值并以 p_1 、 p_2 为起止点,采用D-P算法对轮廓线进行初步简化。

1) 基于最小凸包的轮廓线起止点识别方法

为了避免起止点为非角点对轮廓简化过程的影响,利用凸包多边形保留初始轮廓部分角点的特性,设计了一种以凸包直径对应的两个端点为起止点的方法。凸包直径是指凸包点集中最远点对之间的距离。经过多组实验证明,凸包直径所对应的端点与建筑物轮廓的角点比较吻合,故可以认为凸包多边形中距离最大的两个节点为角点的可能性很大。该方法的实现主要分为两步:获取初始建筑物轮廓的凸包点集;利用凸包点集寻找凸包直径,将凸包直径的对应端点定义

为起止点。

2) 基于垂距法的简化阈值确定方法

距离阈值的选取对多边形轮廓简化的准确度和完整度有着直接影响,不能过大也不能过小,故往往需要通过大量的实验来确定。为了提高距离阈值确定方法的普适性,基于垂距法对距离阈值进行了设计,具体步骤为:依次遍历建筑物轮廓的每个角点 p_i ;找到该点前一点 p_{i-1} 和后一点 p_{i+1} ;将 p_{i-1} 、 p_{i+1} 进行连线得到线段 l_i ;计算 p_i 到线段 l_i 的距离(垂距 d_i),遍历所有点;依次得到所有点对应的垂距,并计算垂距的均值 \bar{d} 。设定距离阈值为 $\nu = n \times \bar{d}$,根据轮廓边界的粗糙程度^[18],建议 n 的取值范围为 $[2, 8]$ 。

3) 改进的D-P简化算法

D-P算法是一种经典的算法,在多边形简化方面有着较为广泛的应用。在该算法的基础上进行了改进,以进一步提高简化结果的准确性,具体简化步骤主要分为三步:根据获取的起止点将建筑物轮廓线划分

为两个弧段;对于每个弧段以 ν 为距离阈值并利用D-P算法进行简化;将简化后的两个弧段合并,形成最终的简化结果。

为证明所提方法的有效性,这里设置相同的距离阈值为2 m,分别得到传统D-P算法和改进D-P算法的初步简化结果。在图2中,小圆点表示建筑物初始轮廓的边界点。图2(a)中的虚线为传统D-P算法得到的简化结果,其中 p_1 、 p_3 分别为起止点。图2(b)中的实线为改进D-P算法得到的简化结果,其中 p'_1 、 p'_5 分别为起止点。当起止点为非角点时,因为D-P算法保留起止点,所以简化结果会存在错误角点,如图2(c)中虚线角点 p_1 所示,并且这样也容易造成简化结果遗漏正确角点,如图2(c)中实线角点 p'_1 、 p'_2 、 p'_3 所示。利用凸包法获得起止点可有效避免起止点作为非角点被保留下来的误差,还原更加真实的建筑物角点。同时,利用垂距法获得距离阈值,有效减少阈值选取的主观性带来的误差。因此,基于改进D-P算法进行初步简化,有利于提高优化结果的准确性。

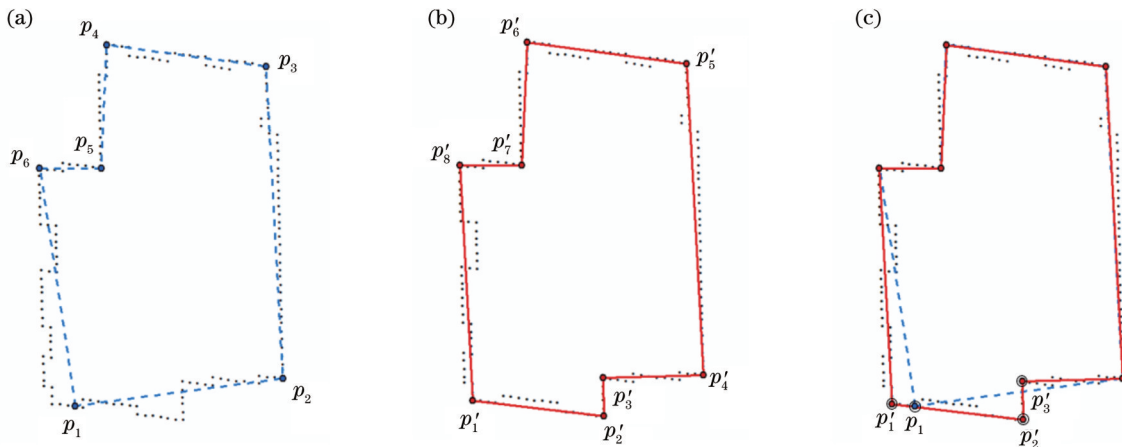


图2 简化结果对比。(a)传统D-P算法;(b)改进D-P算法;(c)叠加对比

Fig. 2 Comparison of simplified results. (a) Traditional D-P algorithm; (b) improved D-P algorithm; (c) stacking comparison

2.2 基于最小二乘法的结构重组

这里的结构重组主要是指利用轮廓的关键角点和边界点进行直线拟合与求交,并重构出建筑物轮廓的过程。

1) 预处理

利用改进D-P算法对建筑物轮廓初步简化后需要通过直线拟合与求交重组进一步对轮廓进行优化。在对轮廓边界点分组进行直线拟合后,如果相邻直线的斜率趋于相同,在计算交点的过程中可能会生成错误的角点。如图3所示,其中小圆点表示初始建筑物轮廓的角点,大圆点表示基于特定阈值下利用改进D-P算法处理后的建筑物轮廓简化结果的角点,实线为采用最小二乘法^[19]直线拟合和进行求交重组后的建筑物轮廓。其中,虚线框中的三个局部相邻的轮廓角点 p_1 、 p_2 、 p_3 所成夹角接近于 180° ,且 p_1 、 p_2 区间的边界点拟合

直线与 p_2 、 p_3 区间边界点拟合直线求交得到了错误的角点 p' ,该类型错误角点会直接影响后续的处理,故在直线拟合之前需要先对初步简化后的轮廓进行去钝角处理,此处即去除 p_2 ,从而进一步保证结果的准确性。

2) 轮廓结构重组

初步简化后的建筑物轮廓受阈值影响,可能在一定程度上会偏离真实轮廓,故通过直线拟合与求交重组方法进一步优化轮廓。首先,根据简化后的轮廓角点对初始轮廓的所有边界点进行分组(相邻角点之间的边界点归为一组)。然后,利用最小二乘法对每组边界点进行直线拟合计算。最后,对相邻拟合直线进行两两求交,得到新的建筑物轮廓。具体步骤为:边界点分组,先根据简化后的建筑物轮廓点集 S_2 的相邻两个角点在初始的建筑物轮廓点集 S_1 中找到相同位置的两个点,再获取 S_1 中这两点索引区间内的所有边界点的

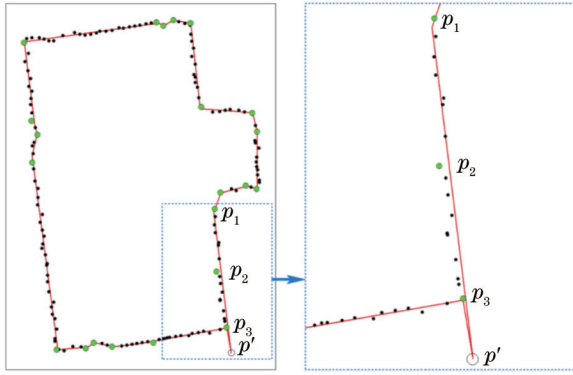


图 3 钝角导致的直线拟合结果偏差

Fig. 3 Deviation of line fitting results caused by obtuse angle

点集 S ; 直线拟合, 对已知的点集 S , 基于直线方程 $y = ax + b$, 通过使得残差的平方和 Q 最小, 可以得到关于参数 a, b 的方程, 最终得到拟合直线方程。 Q, a 和 b 的计算公式为

$$Q = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n [y_i - (ax_i + b)]^2, \quad (1)$$

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \times \sum_{i=1}^n y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \sum_{i=1}^n x_i \times \sum_{i=1}^n x_i}, \quad (2)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - a \sum_{i=1}^n x_i}{n}. \quad (3)$$

3) 求交重组

根据每个点集得到的拟合直线, 依次计算相邻拟合直线之间的交点作为新的角点, 再由角点构成新的

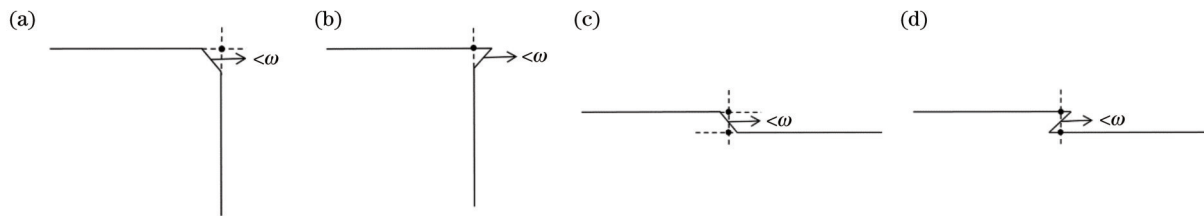


图 4 特征边规则化。(a)垂直结构的第一种类型;(b)垂直结构的第二种类型;(c)平行结构的第一种类型;(d)平行结构的第二种类型

Fig. 4 Feature edge regularization. (a) First type of vertical structure; (b) second type of vertical structure; (c) first type of parallel structure; (d) second type of parallel structure

2) 特征角规则化

将特征角分为两类:一类是相邻边之间夹角为接近 180° 的钝角;另一类是相邻边夹角为较小锐角的情况。建筑物目标的边界主要由一些垂直线段构成^[21], 若建筑物轮廓存在较大钝角或较小的锐角, 则可能会造成建筑物轮廓误差, 故需要对特征角进行处理。设定钝角阈值为 α , 锐角阈值为 β 。根据角点序号, 顺时针依次计算每个角点对应的夹角 θ 和相邻两条边的长度 d_1 与 d_2 。当 $\theta > \alpha$ 时, 判定夹角为第一类特征角, 通

建筑物轮廓。

2.3 特征边、特征角规则化方法

建筑物提取过程受周围环境的影响容易造成建筑物提取结果在局部出现错分、漏分等问题^[20]。即使在对建筑物轮廓进行初步简化和轮廓结构重组后, 局部仍然可能会存在一些不规则的线段, 如短边、锐角和钝角等现象。为了得到更加准确的轮廓, 需要进一步对短边、锐角和钝角问题进行规则化处理, 从而有效规整建筑物轮廓、减小局部误差, 为后续的直角化处理做好准备。边与角的规则化处理方法如下。

1) 特征边规则化

这里的特征边是指长度相对较短的边(短边), 特征边规则化即对轮廓线进行去短边处理。短边往往会将对转角处的结构造成一定的影响, 故针对短边这种特征边的处理有助于提高对建筑物轮廓简化的准确性。首先设定特征边的阈值为 $\omega = n \times \nu$ (ν 为简化过程中采用的距离阈值, 经过前期大量实验, n 的建议取值范围为 $[2, 8]$), 将建筑物轮廓多边形中长度小于该阈值的边定义为特征边。然后, 依次对所有特征边进行规则化处理。这里将需要进行规则化处理的特征边分为两类:一类是特征边的相邻两边趋近于垂直的情况, 即垂直结构, 如图 4(a)、(b)所示;另一类是特征边的相邻两边趋近于平行的情况, 即平行结构, 如图 4(c)、(d)所示。对于第一类情况, 先求该特征边与相邻两边延长线的交点, 再用交点替换该特征边的两 endpoint。对于第二类情况, 过该特征边的中点作垂线, 求出该垂线与相邻两边延长线的交点, 再替换该特征边的两 endpoint。

过去除该角点进行去钝角处理。当 $\theta < \beta$ 且 d_1 与 d_2 均小于特征边阈值 ω 时, 判定夹角为第二类特征角, 通过去除该角点和相邻两角点进行去锐角处理。图 5(a) 表示特征角为钝角的情况, 图 5(b) 表示特征角为锐角的情况。

2.4 基于主方向的直角化方法

对特征边、特征角进行规则化处理后已经得到一个较为准确的轮廓。然而, 常见的建筑物大多为规则的多边形, 且多边形的边具有较强的平行性和垂直性,



图 5 特征角规则化。(a)去钝角类型;(b)去锐角类型

Fig. 5 Feature angle regularization. (a) Type of removing obtuse angle; (b) type of removing acute angle

故有必要进行直角化处理,使得轮廓优化结果更接近真实轮廓。由于最长边对建筑物整体方向影响最大,故选取最长边为建筑物的主方向,并基于主方向进行直角化处理。具体步骤如下。

1) 寻找主方向

按顺时针方向依次计算轮廓角点中相邻角点构成的向量,并找到模长最长的向量 A 作为建筑物主方向。

2) 角度确定

按顺时针方向依次计算相邻角点构成的向量 B 与向量 A 的夹角值 θ ($0 \leq \theta \leq 180$), 计算公式为

$$\theta = 180 \times \frac{\arccos\left(\frac{A \cdot B}{|A| \times |B|}\right)}{\pi} \quad (4)$$

3) 直角化处理

设定角度判定阈值为 γ : 若 $\theta \in (90 - \gamma, 90 + \gamma)$, 则判

定该边垂直于最长边; 若 $\theta \in (0, \gamma)$ 或 $\theta \in (180 - \gamma, 180)$, 则判定该边平行于最长边。具体过程如图 6 所示, 假设虚线上箭头所指的方向为最长边向量的方向。当判定一边与主方向趋于垂直时, 先以该边中点为旋转中心将其旋转至与主方向垂直的方向, 如图 6(a) 中实线调整为虚线位置所示, 再对相邻的直线进行求交计算, 得到新的交点来替换原来的交点。当判定一边与主方向趋于平行时, 先以该边中点为旋转中心将其旋转至与主方向平行的方向, 如图 6(b) 中实线调整为虚线位置所示, 再对相邻的直线进行求交计算, 得到新的交点来替换原来的交点。如果与主方向既不趋于垂直也不趋于平行, 则不进行处理, 保留原有的交点, 如图 6(c) 所示。最终, 根据所有的交点构建新的建筑物轮廓。

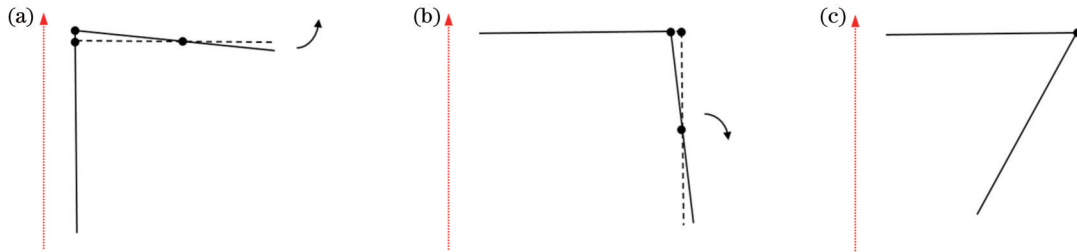


图 6 直角化规则。(a)一边与主方向趋于垂直;(b)一边与主方向趋于平行;(c)一边与主方向不趋于垂直也不趋于平行

Fig. 6 Rule of right-angle. (a) One side tending to be perpendicular to main direction; (b) one side tending to be parallel to main direction; (c) one side neither tending to be perpendicular nor parallel to main direction

2.5 基于最大面积重叠度的位置精准化方法

由于对建筑物轮廓进行规则化处理会影响轮廓的位置精度^[22], 故得到的建筑物轮廓优化结果相对于初始建筑物轮廓往往会有一定的位置误差。因此, 为了进一步提高优化结果的位置精确性, 设计了一种基于最大面积重叠度的位置精准化方法。具体步骤为: 分别找到初始轮廓与优化后的轮廓的质心, 假设分别为 r_1 、 r_2 , 并计算两质心间的距离为 d , 图 7 中圆心处的空心点表示初始建筑物轮廓的质心, 圆弧上的空心点表示优化后的建筑物轮廓的质心; 以 r_1 为圆心、 d 为半径构建圆(误差圆), 再在水平和垂直方向将半径进行 n 等分, 并生成如图 7 所示的虚线网格; 采用射线法依次判断网格交点与误差圆的关系, 得到所有位于误差圆内的网格交点点集 S , 即图 7 中所有实心点和圆心处的空心点; 根据优化后的建筑物轮廓的质心与点集 S 中所有网格交点的距离关系, 依次平移优化后的建筑物

轮廓, 并计算平移后的轮廓区域与初始轮廓区域的面积重叠度, 以找到面积重叠度最大的位置, 将其确定为结果轮廓的最终位置。

位置精准化的示例如图 8 所示, 其中虚线为未精准化的轮廓, 实线为精准化后的轮廓。可以看出, 位置精准化后的结果更加吻合初始建筑物轮廓, 这在一定程度上提高了优化结果的位置准确性。

3 实验与分析

分别对历史栅格地图、遥感影像、LiDAR 点云数据中提取的建筑物矢量轮廓进行了轮廓优化实验, 并选取了位置相似度、方向相似度、大小相似度和形状相似度 4 个评价指标对建筑物轮廓优化结果进行评估, 以证明所提方法的有效性和普适性。

3.1 实验数据说明

实验数据包括: 基于苏格兰国家博物馆

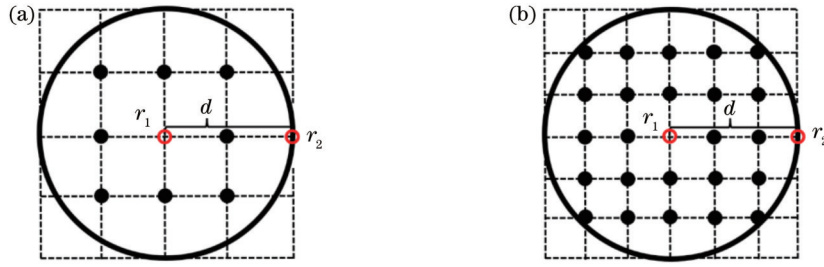


图 7 误差圆内网格划分。(a)误差圆中 $n=2$ 的网格;(b)误差圆中 $n=3$ 的网格

Fig. 7 Mesh Division in error circle. (a) Grids with $n=2$ in error circle; (b) grids with $n=3$ in error circle

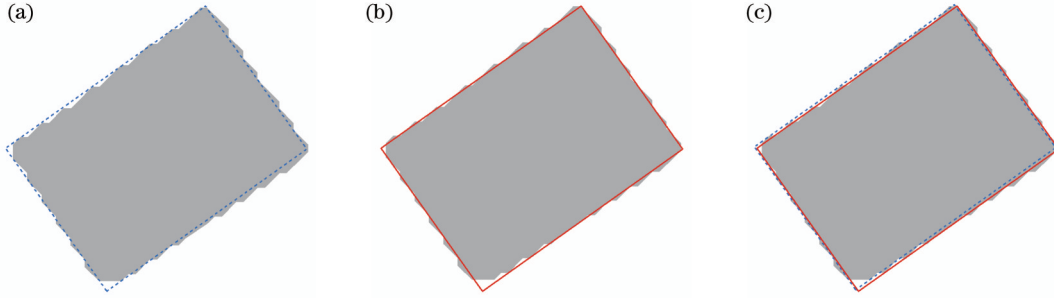


图 8 轮廓位置对比。(a)未精准化的轮廓;(b)精准化后的轮廓;(c)结果对比

Fig. 8 Comparison of contour position. (a) Contour before position refining; (b) contour after position refining; (c) result comparison

(<http://maps.nls.uk/geo>) 下载的历史栅格地图,并基于 MSU-Net-CRFs 模型的深度学习方法^[7]识别居民地,再基于 ArcMap 的矢量化工具得到建筑物轮廓矢量图,分别如图 9(a)和 9(d)所示;基于 WHU 建筑物数据集^[23] (http://gpcv.whu.edu.cn/data/building_dataset.html) 下载的遥感影像,在 ArcGIS Pro 2.8 中调用基于 MaskRCNN 的建筑物提取深度学习模型识别遥感影像中建筑物,经过后处理得到建筑物轮廓矢量图,分别如图 9(b)和 9(e)所示;基于美国地质勘探局 (<https://apps.nationalmap.gov/downloader>) 公布的 LiDAR 点云数据,利用 ArcGIS Pro 2.8 对点云数据依次进行按地面点分类、按高度分类、按建筑物分类等处理得到建筑物点云,并进行点云转栅格、栅格转面等后处理得到建筑物轮廓矢量图,分别如图 9(c)和 9(f)所示。在进行实验之前,对提取的建筑物矢量均进行了简单预处理,如消除不完整的、明显错误的建筑物数据。其中,采用的历史栅格地图的像素大小为 $2.1578 \text{ m} \times 2.1278 \text{ m}$,遥感影像的空间分辨率为 0.2 m ,LiDAR 点云数据的平均点云密度约为 19 m^{-2} 。相比而言,历史栅格地图与遥感影像的识别结果整体较好,点云数据矢量化结果轮廓锯齿明显。

3.2 评估指标

主要从位置相似度、方向相似度、大小相似度和形状相似度 4 个方面对轮廓优化结果进行评价。由于同一数据集中不同建筑物的某类相似度(如大小相似度)结果不一致,故取建筑物的某类相似度的平均值作为精度评价结果。

1) 位置相似度

假定 $P_1(x_1, y_1)$ 和 $P_2(x_2, y_2)$ 分别为真实轮廓多边形与优化后轮廓多边形的质心,基于欧氏距离计算得到两轮廓多边形的位置相似度,计算公式^[24]为

$$S_{\text{loc}} = 1 - \left(\frac{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}}{U} \right), \quad (5)$$

式中: U 为距离归一化因子,此处令 U 为真实轮廓(人工矢量化)的建筑物轮廓)多边形的最小面积外接矩形短轴的一半。

2) 方向相似度

多边形的方向通常可以通过多边形的最小外接矩形来确定^[25]。对于优化后的轮廓与真实轮廓,分别求出其对应最小外接矩形的长轴与水平轴的夹角 θ ,则方向相似度的计算公式^[26]为

$$S_{\text{ori}} = \frac{|\theta(a) - \theta(b)|}{\theta_c}, \quad (6)$$

式中: $\theta(a)$ 和 $\theta(b)$ 分别为优化后轮廓多边形与真实轮廓多边形的方向角; θ_c 为方向阈值,通常可以设置其为 $\pi/2$ 。

3) 大小相似度

多边形的大小可以通过面积来体现^[24],大小相似度计算公式^[26]为

$$S_{\text{size}} = 1 - \frac{|S(a) - S(b)|}{\max[S(a), S(b)]}, \quad (7)$$

式中: $S(a)$ 为真实建筑物轮廓的面积; $S(b)$ 为优化后

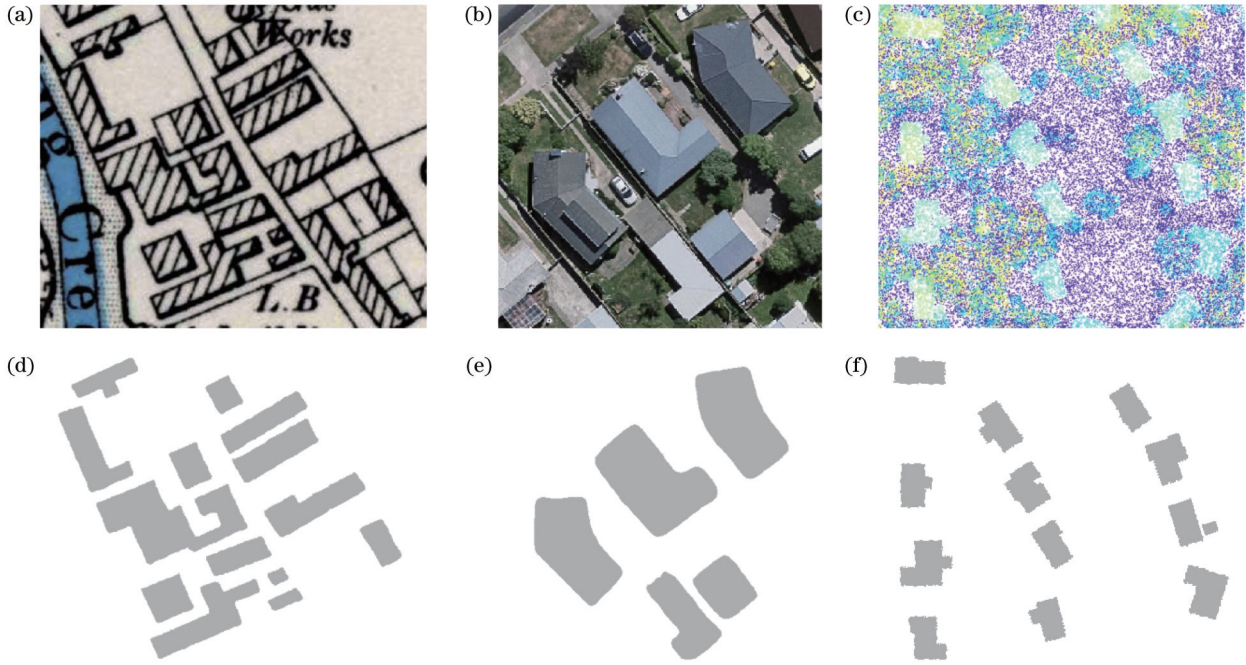


图 9 数据来源和建筑轮廓提取结果。(a)历史栅格地图;(b)遥感影像;(c) LiDAR点云数据;(d)历史栅格地图中提取的建筑物轮廓;(e)遥感影像中提取的建筑物轮廓;(f) LiDAR点云数据中提取的建筑物轮廓

Fig. 9 Data sources and extracted building contours. (a) Historical raster map; (b) remote sensing image; (c) LiDAR point cloud data; (d) building contours extracted from historical raster map; (e) building contours extracted from remote sensing image; (f) building contours extracted from LiDAR point cloud data

的建筑物轮廓面积。

4) 形状相似度

形状是多边形的重要特征,可以直观地对多边形进行区分^[24]。转角函数可以度量多边形的形状相似度,形状相似度计算公式^[26]为

$$S_{\text{shape}} = 1 - \frac{\int_0^1 |\theta_a(x) - \theta_b(x)| dx}{\max\left(\int_0^1 \theta_a(x) dx, \int_0^1 \theta_b(x) dx\right)}, \quad (8)$$

式中: $\theta_a(x)$ 和 $\theta_b(x)$ 分别为沿顺时针方向优化后轮廓多边形 a 和真实轮廓多边形 b 与 x 轴的累积角度; x 为

轮廓多边形的边长。由于转角函数的计算往往会因为起始点选取的不同而结果不一样,故为保证结果的可靠性,先基于建筑物真实轮廓的起始点找到优化结果轮廓中距离最近的点作为优化结果轮廓的起始点,有效地减少了起始点对相似度计算结果的影响。

3.3 实验与结果分析

针对三种不同来源数据得到的矢量建筑物轮廓,利用所提方法进行实验应用,并在实验中与常京新等^[8](记为方法A)、洪绍轩等^[11](记为方法B)提出的建筑物轮廓优化方法进行了对比。所提方法的实验安排和阈值选择如表1所示。

表 1 实验安排与阈值选择
Table 1 Experimental arrangement and threshold selection

Experiment No.	Data source	ν	ω	α	β	γ	n
1	Historical raster map	$5.0\bar{d}$	$25\bar{d}$	160	30	20	3
2	Remote sensing image	$8.0\bar{d}$	$48\bar{d}$	170	30	10	3
3	LiDAR point cloud data	$2.1\bar{d}$	$8\bar{d}$	160	30	20	3

表1中, \bar{d} 为单个建筑物轮廓的平均垂距值, ν 为简化过程中的距离阈值, ω 为特征边的长度阈值, α 为特征角的钝角阈值, β 为特征角的锐角阈值, γ 为直角化过程中的角度阈值, n 为位置精准化过程中的划分层次。阈值的选取不宜过大也不宜过小,应当结合建筑

物初始轮廓本身特性进行选取。 \bar{d} 通过垂距法自动确定,较好地考虑了建筑物轮廓锯齿的大小和变化,能够适应于不同的数据源和不同轮廓形状的建筑物。 ν 用于建筑物轮廓的简化,合适的取值可以有效去除轮廓边界冗余点和较好地保留关键角点,由于基于LiDAR

点云数据提取的建筑物轮廓锯齿最为明显,历史栅格地图中提取的建筑物轮廓次之,遥感影像中提取的建筑物轮廓相对平滑,故实验 1 取值为 $5.0\bar{d}$ 、实验 2 取值为 $8.0\bar{d}$ 、实验 3 取值为 $2.1\bar{d}$ 。 ω 用于建筑物局部短边的规则化处理,有利于加强轮廓的局部直角特征和提高轮廓的规则性与准确性,考虑轮廓转角处的变化情况,实验 1~3 中的对应取值分别为 $25\bar{d}$ 、 $48\bar{d}$ 、 $8\bar{d}$ 。 α 和 β 分别用于去钝角和去锐角处理,由于遥感影像中提取的建筑物轮廓相对平滑,故将 α 设定为 170,而对于历史栅格地图和 LiDAR 点云数据中提取的建筑物轮廓的 α 均设定为 160,三个实验中的 β 值均设为 30。 γ 为直角化处理过程中的角度阈值,用于判定轮廓边与主方向的方向关系,轮廓锯齿越明显,优化过程导致轮廓边的偏移量越大的可能性较高,因此实验 1 和实验 3 中将 γ 设为 20,实验 2 中则设为 10。 n 为位置精准化过程中的划分层次,层次数越多,位置准确性越高,但层次数太多会导致耗时较长且位置准确性提升不明显,

考虑到实际应用和时间效率,三个实验中将 n 均设为 3。此外,在特征边规则化过程中涉及方向关系判定,采取的角度判定阈值与直角化过程中采取的角度判定阈值一致。

3.3.1 基于历史栅格地图的建筑物轮廓优化结果与分析

为了证明所提建筑物轮廓优化方法的准确性和普适性,利用所提方法对基于历史栅格地图提取的建筑物轮廓进行了优化。建筑物轮廓优化结果如图 10(a) 和图 10(b) 中的实线所示。图 10(a) 为建筑物轮廓优化结果与初始建筑物轮廓矢量的叠加效果,其中灰色面状图形为初始建筑物轮廓矢量,实线为建筑物轮廓优化结果。图 10(b) 为建筑物轮廓优化结果与历史栅格地图的叠加效果,其中实线为建筑物轮廓优化结果。可以看出,初始建筑物轮廓矢量锯齿明显、形状不规则且准确性不高,而所提方法得到的建筑物轮廓优化结果在准确性、规则性方面有明显提高,并且与真实的建筑物十分贴近。

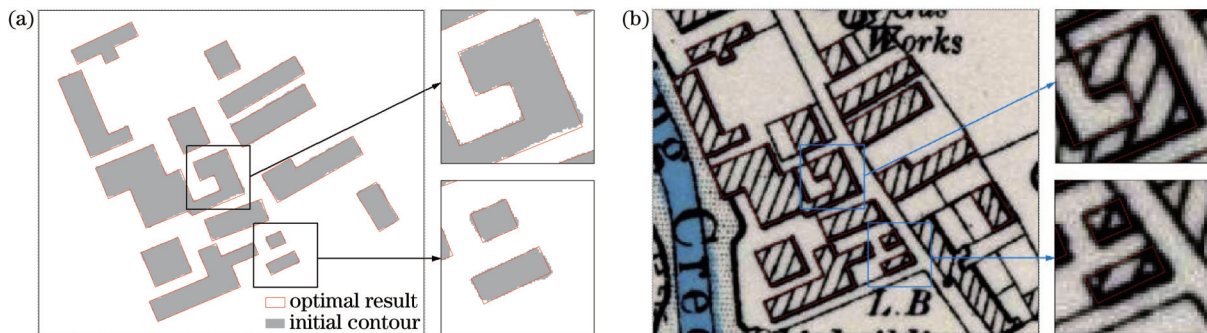


图 10 轮廓叠加对比。(a)优化结果与初始轮廓叠加;(b)优化结果与历史栅格地图叠加

Fig. 10 Contour comparison after superposition. (a) Superposition of optimization results and initial contours; (b) superposition of optimization results and historical raster map

表 2 给出了实验 1 中优化结果的精度。可以看出,4 个评估指标均得到了较高的值,其中位置相似度达到了 0.966、方向相似度达到了 0.992、大小相似度达

到了 0.969、形状相似度达到了 0.986,表明通过所提方法优化的建筑物轮廓精度较高。

表 2 所提方法结果精度(实验 1)

Table 2 Accuracies of results of proposed method (experiment 1)

Index	Similarity of position	Degree of directional similarity	Degree of size similarity	Degree of shape similarity
Value	0.966	0.992	0.969	0.986

3.3.2 基于遥感影像的建筑物轮廓优化方法对比

针对遥感影像中提取的矢量建筑物轮廓优化的实验结果如图 11 所示。其中,图 11(a) 为方法 A 得到的结果叠加初始轮廓,图 11(b) 为所提方法得到的结果叠加初始轮廓,图 11(c) 为方法 A 得到的结果叠加遥感影像,图 11(d) 为所提方法得到的结果叠加遥感影像。从图 11(a)、(c) 可以看出,方法 A 得到的结果对于非直角型建筑物会存在明显的错误,如 1 号黑色矩形框出的部分。同时,受到角点检测算法的准确性影响,在凹轮廓内部仍然可能存在角点缺失或不准确的问

题,如图 11(a)、(c) 中 2 号黑色矩形框出的部分。相比之下,所提方法所得到的建筑物轮廓优化结果规则性较强、准确性较高,优于方法 A 得到的结果,特别是对于非直角型建筑物,如图 11(b)、(d) 所示。

表 3 给出了两种轮廓优化方法的结果精度。可以看到,所提方法相对于方法 A 在大小相似度、形状相似度方面都有较大提升。方法 A 通过最佳外接矩形对建筑物轮廓进行初步优化,由于有些建筑物并非完全为直角型建筑物,因此该方法对于这类建筑物容易丢失部分拐角处的信息[如图 11(c) 中 2 号黑色矩形框出的

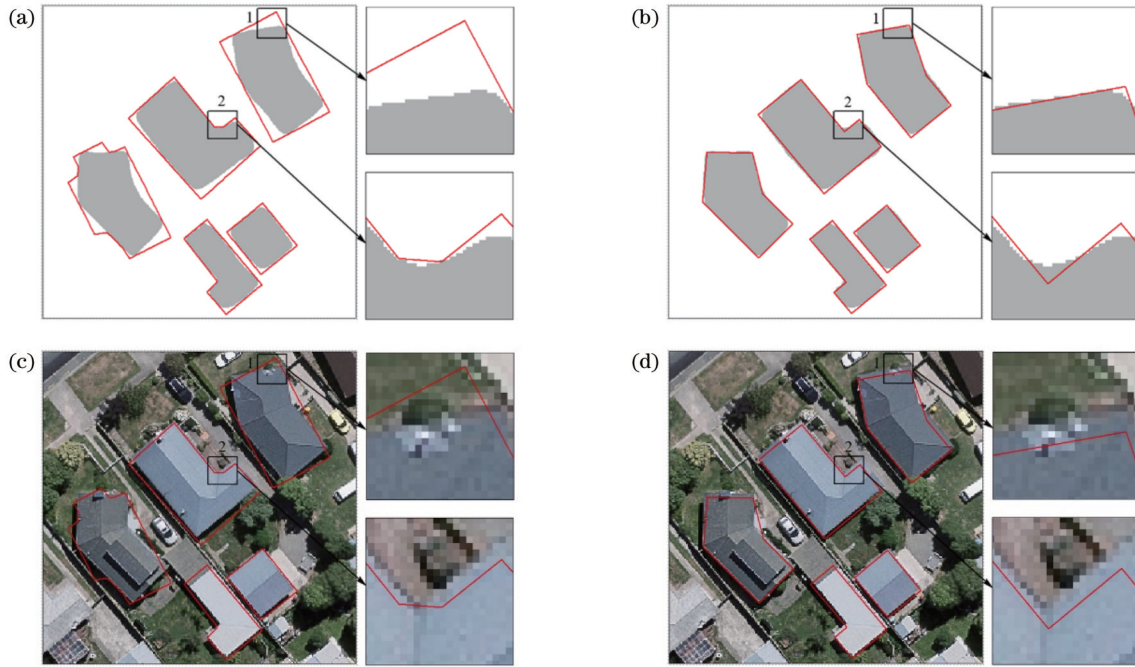


图 11 建筑物轮廓优化结果对比(方法 A 和所提方法)。(a)方法 A 得到的结果叠加初始轮廓;(b)所提方法得到的结果叠加初始轮廓;(c)方法 A 得到的结果叠加遥感影像;(d)所提方法得到的结果叠加遥感影像

Fig. 11 Comparison of optimized building contours (method A and proposed method). (a) Superposition of results obtained by method A and initial contours; (b) superposition of results obtained by proposed method and initial contours; (c) superposition of results obtained by method A and remote sensing image; (d) superposition of results obtained by proposed method and remote sensing image

部分,没有找到正确的角点],同时优化结果往往存在面积偏大现象[如图 11(c)中右上角的建筑物,优化后的轮廓范围面积偏大]。然而,所提方法通过改进 D-P 算法,进行了简化、直角化等处理,保留了正确的拐角

处信息,同时可得到规整、准确的建筑物轮廓,如图 11(b)中黑色矩形框出的部分所示。显而易见,所提方法优化的结果要优于方法 A 的结果。

表 3 所提方法与方法 A 的结果精度对比

Table 3 Result accuracy comparison of proposed method and method A

Method	Similarity of position	Degree of directional similarity	Degree of size similarity	Degree of shape similarity
Method A	0.909	0.948	0.841	0.849
Proposed method	0.912	0.995	0.985	0.975

3.3.3 基于 LiDAR 点云的建筑物轮廓优化方法对比

利用方法 B 和所提方法对 LiDAR 点云提取的建筑物轮廓进行了优化实验。图 12(a)是对单个建筑物点云利用 Alpha-Shape 算法提取的初始轮廓。图 12(b)为方法 B 与所提方法得到的轮廓优化结果的叠加,其中虚线为方法 B 得到的结果,实线为所提方法得到的结果。图 12(c)为所提方法得到的轮廓优化结果叠加遥感影像的效果图。从图 12(b)可以看出,所提方法与方法 B 得到的结果具有较强的一致性。从

图 12(c)可以直观地看出,所提方法得到的结果有着较高的准确性。同时,进行了轮廓的局部优化处理和位置精准化处理,可以在一定程度上提高轮廓的形状规则性和位置准确性。

为了进一步验证所提方法的有效性,对图 13 所示的实验区进行了应用。图 13(a)中的灰色区域表示的是从点云数据中提取的建筑物初始轮廓。表 4 给出了所提轮廓优化方法的结果精度。可以看出,所提方法得到的结果在 4 个指标方面均较高。

表 4 所提方法结果精度(图 13)

Table 4 Accuracies of results of proposed method (Fig. 13)

Index	Similarity of position	Degree of directional similarity	Degree of size similarity	Degree of shape similarity
Value	0.954	0.982	0.962	0.965

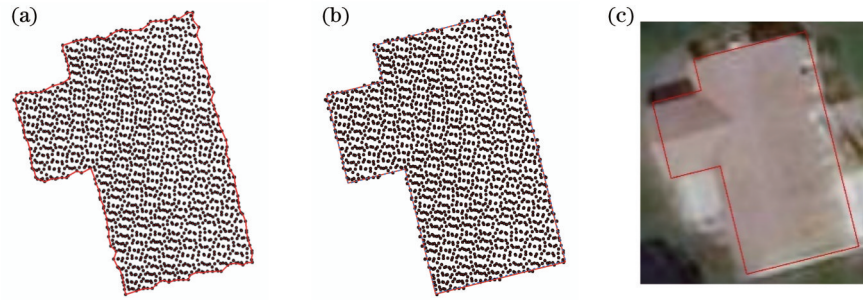


图 12 建筑物轮廓优化结果对比(方法 B 和所提方法)。(a)初始轮廓;(b)两种方法结果叠加;(c)所提方法得到的结果叠加遥感影像效果

Fig. 12 Comparison of optimized building contours (method B and proposed method). (a) Initial contour; (b) superposition of two methods; (c) superposition of proposed method and remote sensing image

为了更直观地展示所提方法的效果,将优化的轮廓与其他数据进行了叠加对比。图 13(a)为优化结果叠加在初始轮廓上的效果图,其中灰色面状图形为通过 ArcGIS Pro 2.8 处理后得到的初始轮廓。图 13(b)

为优化结果叠加在遥感影像上的效果图。图 13(c)为优化结果叠加在栅格地形图上的效果图。通过叠加对比可以看出,所提方法取得了较为准确的结果,与真实建筑物轮廓比较贴近。



图 13 建筑物轮廓优化效果。(a)优化结果叠加初始轮廓;(b)优化结果叠加遥感影像;(c)优化结果叠加街道地图

Fig. 13 Optimized effect of building contours. (a) superposition of optimized result and initial contours; (b) superposition of optimized result and remote sensing image; (c) superposition of optimized result and street map

3.3.4 讨论分析

1) 时间复杂度

所提轮廓优化方法主要分为 5 个阶段:基于改进 D-P 算法的轮廓简化;基于最小二乘法的轮廓重组;针对特征边、特征角的局部规则化处理;基于主方向的轮廓直角化;基于最大面积重叠度的位置精准化。轮廓简化阶段主要分为三步:确定起止点,时间复杂度为 $O(n^2)$;计算平均垂距值,时间复杂度为 $O(n)$;利用 D-P 算法进行轮廓简化,时间复杂度为 $O(n^2)$ 。因此,该阶段时间复杂度为 $O(n^2) + O(n) + O(n^2) \approx O(n^2)$ 。

轮廓重组阶段包括预处理和直线拟合求交,时间复杂度为 $O(n) + O(n) \approx O(n)$ 。局部规则化处理阶段包括特征边的规则化和特征角的规则化,时间复杂度为 $O(n) + O(n) \approx O(n)$ 。轮廓直角化阶段包括寻找最长边和直角化处理,时间复杂度为 $O(n) + O(n) \approx O(n)$ 。位置精准化阶段的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。因此,所提方法的总时间复杂度为 $O(n^2) + O(n) + O(n) + O(n) + O(n^2) \approx O(n^2)$ 。各阶段时间复杂度如表 5 所示。

表 5 时间复杂度
Table 5 Time complexity

Stage	Simplification of contour	Reconstruction of contour	Local regularization processing	Right-angle of contour	Refining position
Time complexity	$O(n^2)$	$O(n)$	$O(n)$	$O(n)$	$O(n^2)$

2) 方法适用性分析

主要研究直角型建筑物轮廓的优化方法,但对带

有弧形结构的特殊建筑物轮廓也进行了方法适用性实验。图 14 中的结果显示,椭圆轮廓和包含弧段的轮廓

(<https://www.openstreetmap.org/>) 在优化后会得到折线型轮廓, 这表明弧段部分的轮廓优化效果不是很理想, 这是因为所提方法在规则化与直角化之前需要

对初始轮廓进行简化处理。因此, 对于特殊形状的建筑物轮廓优化, 仍需进行进一步研究。

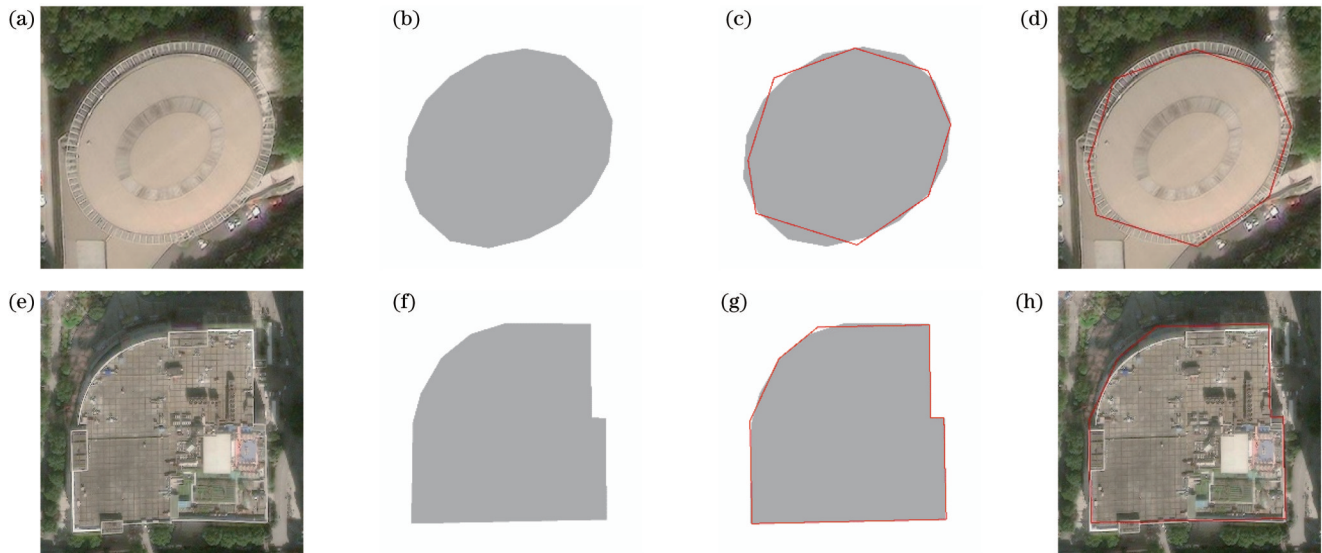


图 14 特殊形状建筑物轮廓优化效果。(a)(e)遥感影像;(b)(f)初始轮廓;(c)(g)优化结果叠加初始轮廓;(d)(h)优化结果叠加遥感影像

Fig. 14 Optimized effect of special shape building contours. (a)(e) Remote sensing image; (b)(f) initial contour; (c)(g) superposition of optimized result and initial contours; (d)(h) superposition of optimized result and remote sensing image

4 结 论

为了进一步提升建筑物轮廓优化方法的准确性和普适性, 提出了一种新的面向多源数据的建筑物轮廓优化方法。主要创新与贡献包括: 通过改进 D-P 算法增强了简化阈值设定的自适应性, 提高了轮廓简化的准确性, 并利用基于最大面积重叠度的位置精准化方法进一步提高了轮廓位置的准确性; 与现有文献只针对一类数据的轮廓优化不同, 利用所提设计方法对历史栅格地图、遥感影像和 LiDAR 点云中提取的建筑物轮廓均进行了优化实验, 均得到了较好的实验结果, 验证了所提方法的有效性与普适性。与现有的一些文献相比, 所提设计方法具有精度高、普适性强的优点。然而, 所提方法也存在一些局限性, 如目前所提设计方法还不适用于带有弧形结构的建筑物轮廓和拓扑相邻的建筑物轮廓的优化、在轮廓优化过程中的一些环节需要人工设定阈值(如直角化时的角度阈值)等。另外, 建筑物轮廓的优化结果很大程度上依赖于初始提取的轮廓的质量, 若要进一步提升方法的准确性和普适性, 有待下一步探索研究基于深度学习的建筑物轮廓预测方法。

参 考 文 献

- [1] 程亮, 龚健雅. LiDAR 辅助下利用超高分辨率影像提取建筑物轮廓方法[J]. 测绘学报, 2008, 37(3): 391-393, 399.
Cheng L, Gong J Y. Building boundary extraction using very high resolution images and LiDAR[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(3): 391-393, 399.
- [2] 罗松强, 李浩, 陈仁喜. 多尺度特征增强的 ResUNet+ 遥感影像建筑物提取[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(8): 0828007.
Luo S Q, Li H, Chen R X. Building extraction of remote sensing images using ResUNet+ with enhanced multiscale features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(8): 0828007.
- [3] Jin Y W, Xu W B, Zhang C, et al. Boundary-aware refined network for automatic building extraction in very high-resolution urban aerial images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 692.
- [4] Wei S. Building boundary extraction based on lidar point clouds data[J]. Proceedings of the International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, XXXVII: 157-161.
- [5] Shen W, Zhang J, Yuan F. A new algorithm of building boundary extraction based on LIDAR data[C]//2011 19th International Conference on Geoinformatics, June 24-26, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE Press, 2011.
- [6] Maltezos E, Doulamis A, Doulamis N, et al. Building extraction from LiDAR data applying deep convolutional neural networks[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(1): 155-159.
- [7] Wu J H, Xiong J Q, Zhao Y, et al. An automatic extraction method for hatched residential areas in raster maps based on multi-scale feature fusion[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(12): 831.
- [8] 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.
- [9] Feng M L, Zhang T G, Li S C, et al. An improved minimum bounding rectangle algorithm for regularized building boundary extraction from aerial LiDAR point clouds with partial occlusions

- [J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(1): 300-319.
- [10] 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.
- [11] 洪绍轩, 袁枫, 王竞雪, 等. 机载 LiDAR 点云建筑物边界线规则化算法研究[J]. 测绘科学, 2020, 45(7): 100-105, 125.
Hong S X, Yuan F, Wang J X, et al. Research on buildings boundary regularization algorithm for aerial LiDAR point clouds [J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(7): 100-105, 125.
- [12] Zhao Z Z, Duan Y S, Zhang Y J, et al. Extracting buildings from and regularizing boundaries in airborne lidar data using connected operators[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(4): 889-912.
- [13] 尹烁, 闫小明, 晏雄锋. 基于特征边重构的建筑物化简方法[J]. 测绘学报, 2020, 49(6): 703-710.
Yin S, Yan X M, Yan X F. Simplification method of building polygon based on feature edges reconstruction[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(6): 703-710.
- [14] 李云帆, 龚威平, 林俞先, 等. LiDAR 点云与影像相结合的建筑物轮廓信息提取[J]. 国土资源遥感, 2014, 26(2): 54-59.
Li Y F, Gong W P, Lin Y X, et al. The extraction of building boundaries based on LiDAR point cloud data and imageries[J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2014, 26(2): 54-59.
- [15] Gilani S A N, Awrangjeb M, Lu G J. An automatic building extraction and regularisation technique using LiDAR point cloud data and orthoimage[J]. Remote Sensing, 2016, 8(3): 258.
- [16] 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.
- [17] Mousa Y A, Helmholtz P, Belton D, et al. Building detection and regularisation using DSM and imagery information[J]. The Photogrammetric Record, 2019, 34(165): 85-107.
- [18] Wentz E A. A shape definition for geographic applications based on edge, elongation, and perforation[J]. Geographical Analysis, 2010, 32(2): 95-112.
- [19] Weisstein E W. Least squares fitting[EB/OL]. [2022-10-08]. <https://mathworld.wolfram.com/>.
- [20] 潘美美, 常京新, 高贤君, 等. 基于主方向的建筑物轮廓优化方法[J]. 光学学报, 2022, 42(18): 1828005.
Pan M M, Chang J X, Gao X J, et al. Building contour optimization method based on main direction[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(18): 1828005.
- [21] 郭仁忠, 艾廷华. 制图综合中建筑物多边形的合并与化简[J]. 武汉测绘科技大学学报, 2000, 25(1): 25-30.
Guo R Z, Ai T H. Simplification and aggregation of building polygon in automatic map generalization[J]. Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, 2000, 25(1): 25-30.
- [22] 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.
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.
- [23] Ji S P, Wei S Q, Lu M. Fully convolutional networks for multisource building extraction from an open aerial and satellite imagery data set[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(1): 574-586.
- [24] 郝燕玲, 唐文静, 赵玉新, 等. 基于空间相似性的面实体匹配算法研究[J]. 测绘学报, 2008, 37(4): 501-506.
Hao Y L, Tang W J, Zhao Y X, et al. Areal feature matching algorithm based on spatial similarity[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2008, 37(4): 501-506.
- [25] 边丽华, 闫浩文, 刘纪平, 等. 多边形化简前后相似度计算的一种方法[J]. 测绘科学, 2008, 33(6): 207-208.
Bian L H, Yan H W, Liu J P, et al. An approach to the calculation of similarity degree of a polygon before and after simplification[J]. Science of Surveying and Mapping, 2008, 33(6): 207-208.
- [26] 刘凌佳. 多尺度面实体匹配方法及其融合应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2018.
Liu L J. Research on methods and integration applications of polygonal object matching on multi-scale datasets[D]. Wuhan: Wuhan University, 2018.

Building Contour Optimization Method for Multi-Source Data

Hu Xiang, Wu Jianhua*, Wei Ning, Tu Haowen

School of Geography and Environment, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, Jiangxi, China

Abstract

Objective Building contours play an important role in urban planning, urban change analysis and three-dimensional city modeling. Extracting accurate building information from multi-source data is a necessary guarantee for building model reconstruction. The building contours extracted from historical raster maps, remote sensing images and LiDAR point cloud data have errors in position, direction, size and shape due to the influence of original data quality and algorithm performance. However, most of the traditional contour optimization methods are aimed at a class of data, which have the problems of low universality and accuracy. In this study, a new building contour optimization method which is applicable to multi-source data is proposed, which can effectively improve the regularity and accuracy of the initial building contours. We hope that the proposed method can enrich the existing contour optimization methods and contribute to further automatic regularization of building contours.

Methods The method proposed in this paper mainly consists of five steps. Firstly, the modified Douglas-Peucker (D-P)

algorithm is used to simplify the contour. The convex hull method is used to obtain the starting and ending points of the contour, and the vertical distance method is used to obtain the distance threshold of simplifying the contour. Secondly, the least square method is used for line fitting, and then to find the intersection points of lines to further optimize the contour. Subsequently, the defined feature edges and feature angles are regularized. Then, rectangular processing is carried out according to the angle relationship between the main direction of the building and each contour edge. Finally, a method based on the maximum area overlap degree is designed to improve the precision of contour position. Furthermore, the accuracies of experimental results are evaluated with four indexes including position similarity, direction similarity, size similarity and shape similarity.

Results and Discussions In this paper, we carry out experiments by using multi-source vector data of building contours. The results show that the proposed method is effective, and has high building contour accuracy and strong universality. For the initial building contour extracted from the historical raster map, the proposed method has high accuracy for both complex building contours and simple building contours (Fig. 10). The accuracies of the experimental results are above 0.95 (Table 2). For the initial contours of buildings extracted from remote sensing images, compared with method A, the contour optimization results of the proposed method are more accurate (Fig. 11), especially for the results of non-rectangular buildings, the accuracy is improved significantly (Table 3). For the initial building contours extracted from LiDAR point cloud data, the results of the proposed method are basically consistent with those of Method B (Fig. 12), which have high accuracy (Table 4). The optimized contours are close to the real building contours (Fig. 13). In addition, the time complexity of each stage is analyzed (Table 5), and experiments and discussions on special buildings are conducted with circular arc structures (Fig. 14).

Conclusions To improve the accuracy and universality of building contour optimization method, a new multi-source data oriented building contour optimization method is proposed in this paper. The main innovations and contributions of this paper include: the improved D-P algorithm is designed to simplify the building contour, in which the convex hull method and vertical distance method are used to effectively overcome the difficult problems of the selection of starting and ending points and the selection of the simplified distance threshold, which enhances the adaptability of the threshold value and improves the accuracy of the simplified results; the location precision method based on the maximum area overlap degree is designed, which improves the accuracy of the building contour to a certain extent; different from the existing literatures which only focus on the contour optimization for a class of data, the method proposed in this paper carries out optimization experiments on building contours extracted from common three types of data, which verifies the effectiveness and universality of the proposed method. Compared with some existing literatures, the method designed in this paper has the advantages of high precision and strong universality. However, the proposed method also has some limitations. For example, this method is not suitable for the optimization of the contours of buildings with curved structure and topologically adjacent buildings, and manual thresholds (such as angle thresholds during right-angle) are also needed in some links of the contour optimization process. In addition, the optimization results of building contours largely depend on the quality of initially extracted contours. In order to further improve the accuracy and universality of the contour optimization method, the deep learning-based building contour prediction method should be explored in the next step.

Key words remote sensing; building contour optimization; contour simplification; regularization; position precision