

基于不规则三角网的 LiDAR 数据的边缘检测新算法

宣贺君 苗启广 刘如意 郭 雪

(西安电子科技大学计算机学院, 陕西 西安 710071)

摘要 给出了一种三角形变量的定义,并提出了基于不规则三角网(TIN)的 LiDAR 数据边缘检测新方法。将点 LiDAR 数据进行三角剖分,生成不规则三角网,计算 TIN 中每个三角形的形变量,根据三角形形变量的不同来确定处于地物目标边缘的三角形,对这些边缘三角形进行处理得到边缘点。针对 LiDAR 数据中可能由于河流等导致的数据空白区域,仅利用三角形形变量无法检测到所有边缘点的问题,提出了顶点到重心距离的平方和作为测度来确定狭长三角形,从而提取到河流等数据空白区域的边缘点。实验结果表明,该算法能够较好地提取 LiDAR 数据的边缘点,得到 LiDAR 数据的边缘信息。

关键词 遥感;LiDAR 数据;三角形形变量;不规则三角网;边缘三角形

中图分类号 TP751 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201434.1228002

A Novel Algorithm Based on Triangulated Irregular Network for Edge Detection from LiDAR Data

Xuan Hejun Miao Qiguang Liu Ruyi Guo Xue

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract The definition of triangle shape variable is provided and a novel algorithm based on triangulated irregular network (TIN) for edge detection from airborne LiDAR data is proposed. The TIN is generated in LiDAR data. Each triangle shape variable of TIN is calculated, and the edge triangle is determined according to the different triangle shape variables. These edge triangles are processed to obtain edge points. In view of the LiDAR with blank data area which may be caused by rivers *etc.*, in which case the edge points can not be detected only by the triangle shape variable, using the sum of the quadratic distance from the three vertices to the center of gravity as a measure to determine the skinny triangle is put forward. The experimental results show that the proposed algorithm performs well to extract the edge points and obtain the edge information from the LiDAR data.

Key words remote sensing; LiDAR data; triangle shape variable; triangulated irregular network; edge triangle

OCIS codes 280.3640; 280.4750; 110.2970; 110.6880

1 引 言

机载激光雷达,又称激光雷达(LiDAR),是一种将激光用于回波测距、定向,并通过位置、径向速度及物体反射特性识别目标的装置。机载 LiDAR 系统能够直接获取地面三维数据,具有高精度、高

密度、高效率 and 低成本等优点^[1],利用快速获得的海量数据可以得到所需要的各种图像产品,因此在现代测绘和测量中发挥了越来越重要的作用^[2-7]。图像边缘是图像的重要特性之一,是图像中比较有价值的信息。将检测到的边缘信息作为特征信息,为

收稿日期: 2014-06-06; **收到修改稿日期**: 2014-08-07

基金项目: 国家自然科学基金(61072109,61272280,41271447,61272195)、教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-12-0919)、中央高校基本科研业务费专项资金(K5051203020, K5051203001, K5051303018)

作者简介: 宣贺君(1988—),男,博士研究生,主要从事智能图像处理与模式识别等方面的研究。

E-mail: xuanhejun0896@126.com

导师简介: 苗启广(1972—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事智能图像处理与模式识别等方面的研究。

E-mail: qgmiao@163.com(通信联系人)

本文电子版彩色效果请详见中国光学期刊网 www.opticsjournal.net

图像的配准与融合提供了前提条件。因此,利用机载 LiDAR 系统快速获取高精度数据并检测出理想的边缘具有很重要的意义。

传统的 LiDAR 数据的边缘检测算法是将离散的 LiDAR 数据进行规则网格化重采样,得到数字深度(高程)矩阵,再将不同的深度值进行灰度量化和拉伸变换,得到同灰度图像一样的距离灰度图像,这个过程可以称为“距离成像”^[8],文献[9]对深度图像进行中值滤波,利用 Robert 算子、Sobel 算子以及 Prewitt 算子进行边缘提取;文献[10]对深度图像使用最佳阈值进行二值化后使用 Canny 和 Log 算子进行边缘检测;文献[11]对深度图像利用自适应的中值滤波以及自适应阈值的 Canny 算子进行边缘检测;文献[12]对深度图像利用数学形态学中的膨胀和腐蚀方法进行序贯运算,并将得到的图像进行边缘提取和边缘矢量化,得到每个地物所对应的边缘和数据点。文献[13]虽然没有采用传统的边缘检测算子而是利用了自适应的蚁群算法,但仍然是将 LiDAR 数据转化为深度图像,对深度图像进行处理。通过对这些方法的分析,发现距离成像过程中进行重采样时会带来误差,使得一些河流或者数据空白区域的边缘无法被检测出来;在灰度量化和拉伸变换时会带来舍入误差,高程差异较小的点在进行灰度量化时可能会量化为同一个灰度级或者灰度差异很小,也可能将差别较小的高程量化为不同的灰度级;因此在边缘检测时都会带来一些错误,使得一些边缘点检测不到或者得到一些错误的边缘点。此外,这些方法不利于后续多传感数据的配准与融合,难以将边缘点转化为特征点进行后续的处理。针对 LiDAR 数据转换为深度图像进行边缘检测的不足,本文提出了一种直接在原始数据上基于不规则三角网(TIN)中三角形形变量的差异情况进行 LiDAR 数据边缘检测的新方法。

2 基于三角网的边缘检测算法

2.1 不规则三角网的生成及分析

LiDAR 数据生成不规则三角网时,先将 LiDAR 数据投影到 xoy 平面上,然后利用三角网生成算法生成平面的 Delaunay 三角网格,再将生成的平面不规则三角网加上高程信息后即形成空间中的不规则三角网,利用空间不规则三角网来近似模拟复杂地表的真实情况,即数字表面模型^[14-17](DSM)。

分析空间三角网的生成过程可以发现,平面三角网在三角形的每个顶点上添加高程信息形成空间三角网时会发生一些形状变化,这种变化还呈现出一定的规律,处于地物点和地面点边界上的三角形的形状会有较大程度的变化,而建筑物顶部和地势平缓的地面则不会有形状变化或者形状变化很小。对于有河流或空白区域的 LiDAR 数据,进行 Delaunay 三角剖分时在生成的平面三角网中会存在一些狭长三角形,因此对于河流以及空白区域的边缘还要通过判定狭长三角形来确定是否为边缘三角形。

2.2 三角形形变量

三角形的形变量 V_s 是指在一个三角形中,对应内角变化量的正弦值之和。三角形的形变量 V_s 为

$$V_s = C \times \sum_{i=1}^3 |\sin(A'_i - A_i)|, \quad (1)$$

式中 C 为一个常数, A_i 为 xoy 平面三角形的内角, A'_i 为添加高程信息形成空间三角形后与 A_i 对应的内角, $i = 1, 2, 3$ 。如图 1 所示。

$$V_s = C \times \sum_{i=1}^3 |\sin A'_i - \sin A_i|. \quad (2)$$

由分析可知(2)式也可以近似地反映出三角形的形状变化,而且计算复杂度比(1)式小,所以采用(2)式进行计算。

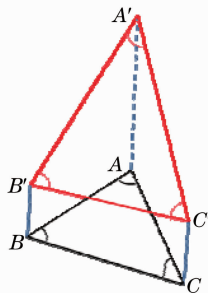


图 1 三角形形变示意图

Fig. 1 Triangle deformation diagram

实际上, Delaunay 三角剖分后,得到的仍然是三角形的顶点坐标,由顶点坐标计算出各三角形的边长和面积,得到三角形各个角的正弦函数值。

$$\sin A_i = \frac{2S_{\triangle ABC}}{|A_i B_i| |A_i C_i|}, \quad (3)$$

式中 $|A_i B_i|$ 和 $|A_i C_i|$ 是角 A_i 的两条边, $S_{\triangle ABC}$ 是 $\triangle ABC$ 的面积。对于(1)式,如果直接计算,由于 A_i 和 A'_i 都是未知的,则需要通过(3)式得到的正弦值再计算出 A_i 和 A'_i 的值,增加了计算量;如果利用两角差的正弦公式展开:

$$V_s = C \times \sum_{i=1}^3 |\sin(A'_i - A_i)| =$$

$$C \times \sum_{i=1}^3 |\sin A'_i \cos A_i - \cos A'_i \sin A_i|, \quad (4)$$

则需要计算的量更多,因此(1)式要比(2)式的计算复杂度高。

2.3 边缘三角形检测以及边缘点的选取

在不规则三角网中,包含有边缘点的三角形称为边缘三角形。

对不规则三角网的生成过程进行分析,发现在平面三角网格中三角形的每个顶点上添加高程信息形成空间中的三角网格时,三角形的形状会发生一

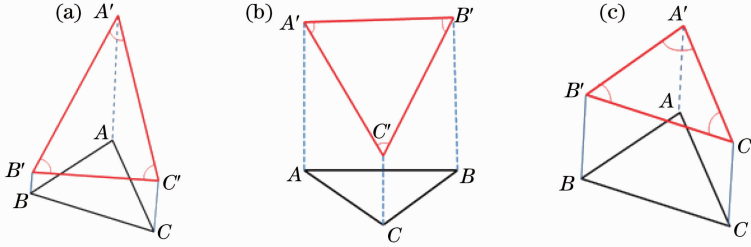


图2 边缘和非边缘三角形。(a)第一类边缘三角形；(b)第二类边缘三角形；(c)非边缘三角形

Fig. 2 Edge and non-edge triangle. (a) Type 1 edge triangle; (b) type 2 edge triangle; (c) non-edge triangle

一般情况下,在跨度比较大的三角形中选择重心作为边缘点会出现严重偏离真实边缘点的情况,为了减小误差,不选择三角形的重心作为边缘点。由于在同一边缘三角形中非地面点的高程比地面点的高程低,因此,选择将高程值较大的点取为边缘点。假设有 $Z_{A'} > Z_{B'} > Z_{C'}$, 如果有 $|Z_{A'} - Z_{B'}| > \delta$ (δ 一般取为 $0.1 \sim 0.5$), 即 A' 和 B' 的高程相差比较大,图 2(a) 中的第一类边缘三角形应该选择 A' 点作为边缘点。如果有 $|Z_{A'} - Z_{B'}| \leq \delta$, 即高程最大点和次大点这两点的高程近似相等时,则将这两个点都确定为边缘点,图 2(b) 中的第二类边缘三角形应该选择 A' 和 B' 作为边缘点。图 2(c) 中的 $\triangle A'B'C'$ 为非边缘三角形,三个点均不作为边缘点。

2.4 三角形形变量阈值的选取

边缘检测的关键在于如何选取阈值,根据经验来设定阈值会具有一定的盲目性,并不能很好地得到边缘三角形。采用迭代估计全局阈值算法^[18],通过多次迭代计算,能获得较为合适的阈值,从而解决了阈值设定的经验性和盲目性问题。得到形变量的阈值之后对每个三角形进行处理,得到边缘三角形以及边缘点。迭代估计全局阈值算法如下:

1) 设定初始阈值 T^0 ,

些变化,边缘三角形在添加高程信息之后发生较大程度的形状变化,非边缘三角形则不会发生形状变化或者形状变化较小,如图 2 所示。可以根据这一规律将生成不规则三角网后得到的三角形分成边缘三角形和非边缘三角形两部分,因此,可以设定一个阈值,将形变量大于该阈值的三角形认定为边缘三角形,小于该阈值的三角形则认定为非边缘三角形。图 2(a) 和图 2(b) 中的 $\triangle A'B'C'$ 分别是第一类边缘三角形和第二类边缘三角形,图 2(c) 中的 $\triangle A'B'C'$ 是非边缘三角形。

$$T^0 = \frac{S_{\min} + S_{\max}}{2}, \quad (5)$$

式中 S_{\min} 和 S_{\max} 是形变量数组 S (包含所有三角形形变量的一个数组) 中的最小值和最大值;

2) 利用 T^k 将形变量数组 S 分成 A 和 B 两部分, A 为形变量大于 T^k 的部分, B 为形变量小于等于 T^k 的部分;

3) 计算 A 和 B 两部分的平均形变量 g_A 和 g_B , 其中

$$g_A = \frac{1}{n} \sum_{S(i) > T^k} S(i), \quad (6)$$

$$g_B = \frac{1}{m} \sum_{S(i) \leq T^k} S(i), \quad (7)$$

式中 $S(i)$ 是形变量数组中的第 i 个量, n 和 m 是 A 和 B 中形变量的个数;

4) 计算新的阈值 T^{k+1} , 其中

$$T^{k+1} = \frac{g_A + g_B}{2}; \quad (8)$$

5) 重复步骤 2)~4) 直到 $|T^{k+1} - T^k| \leq \sigma$, $k = 0, 1, 2, \dots$ (σ 是允许误差), 得到三角形的形变量阈值 $T^* = T^k$ 。

迭代估计全局阈值算法通过多次迭代计算阈值,能够得到较为合适的阈值,同时也增加了计算的复杂度。迭代过程的计算复杂度为 $O(l \times n)$ (l 为迭

代次数, n 为 LiDAR 数据点的个数), 由于已经对三角形的形变量进行了存储, 所以在进行边缘三角形判断时只需要对形变量进行一次扫描过程, 计算复杂度为 $O(m)$ (m 是不规则三角网中三角形的个数), 增加的计算复杂度为 $O(l \times n) + O(m)$ 。

2.5 狭长三角形的判定

在一些 LiDAR 数据中经常会出现河流, 由于水体具有吸收激光点的特性, 所以水体上的激光点稀疏甚至无激光点, 因而 LiDAR 数据会出现一片无 LiDAR 数据点的空白区域^[19-20]。在生成平面三角网时, 处于空白区域两侧的点会连成一些三角形, 如果两侧点的高程差相对较大, 也可以利用形变量来判断边缘, 但是河岸的两侧高程一般相差不大甚至相等, 仅利用形变量来计算就会出现检测不到边缘点的情况, 如图 3 所示(红色框标记出的部分)。观察发现, 横跨在空白区域的三角形一般比较狭长, 如图 4 所示, 因此可以利用这个性质来判断三角形是否是横跨在空白区域的三角形。

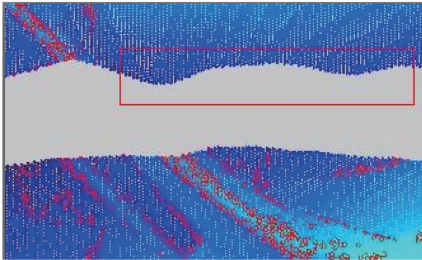


图 3 未检测到的边缘点
Fig. 3 Undetected edge points

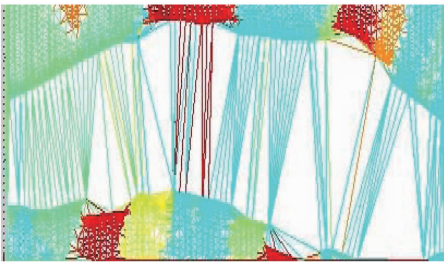


图 4 空白区域之间三角形
Fig. 4 Triangles between blank areas

判断狭长三角形时, 采用三角形的三个顶点到重心距离的平方和 L 的大小作为判断依据。计算第 i 个三角形的 L_i , 其中

$$L = |AG|^2 + |BG|^2 + |CG|^2, \quad (9)$$

式中 $|AG|$, $|BG|$, $|CG|$ 分别是 $\triangle ABC$ 的三个顶点 A, B, C 到重心 G 的距离。

判断狭长三角形不是在空间三角形中, 而是在

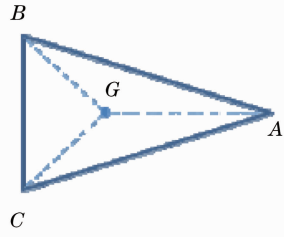


图 5 狭长三角形判断

Fig. 5 Skinny triangle judgement

平面三角形中, 也就是说三个顶点和重心的坐标只用到了 x, y 坐标, 没有用到 z 坐标, 实际上是在假设 z 坐标统一设置为 0 的情况下进行的计算。利用狭长三角形获得河流边缘点的基本依据, 就是河两岸点的高程几乎相同或者非常相近, 因此横跨在河两岸的三角形和水平面的夹角几乎为 0° 。只要利用 x, y 坐标进行计算所得的结果大于狭长三角形的阈值, 即可认定为狭长三角形, 与空间三角形的几何形状及其与水平面的夹角无关。无论空间三角形是正三角形、直角三角形、等腰三角形还是普通三角形, 都可以据此进行计算, 不会出现误判的问题。

阈值的设定还与获取 LiDAR 数据的系统精度有关, 如图 5 所示, 由于 G 是 $\triangle ABC$ 的重心, 所以

$$|AG|^2 + |BG|^2 + |CG|^2 < |AB|^2 + |BC|^2 + |AC|^2, \quad (10)$$

对于非狭长三角形, 一般有 $|AB|^2 \leq \epsilon^2$ (其中 ϵ 是系统的精度), $|AC|^2 \leq \epsilon^2$, $|BC|^2 \leq \epsilon^2$, 则可以得到:

$$|AG|^2 + |BG|^2 + |CG|^2 < |AB|^2 + |BC|^2 + |AC|^2 \leq 3\epsilon^2, \quad (11)$$

所以狭长三角形的阈值取为 $3\epsilon^2$ 即可。

进行狭长三角形判断时, 只需要对形变量小于设定阈值的那些三角形进行判断。如果某三角形是狭长三角形则将该三角形的三个顶点标记为边缘点, 这样可以一定程度上减小计算复杂度, 提高边缘检测的效率。

2.6 边缘检测算法

1) 读取 LiDAR 数据, 由于数据中存在奇异点(激光打在飞鸟等物体上得到的噪声数据点)可能会给边缘检测带来误差, 所以要删除数据中的奇异点, 即粗差剔除, 以防止提取到错误的边缘点。2) 在 LiDAR 数据上生成不规则三角网, 计算每个三角形的形变量, 将形变量大于形变量阈值的三角形标记为边缘三角形; 对于形变量小于形变量阈值的三角形还要进一步判断是否为狭长三角形, 狭长三角形也要标记为边缘三角形。3) 对边缘三角形进行处理

获得粗边缘点,对得到的粗边缘点进行孤立点删除即可得到边缘点^[21]。算法流程如图 6 所示。

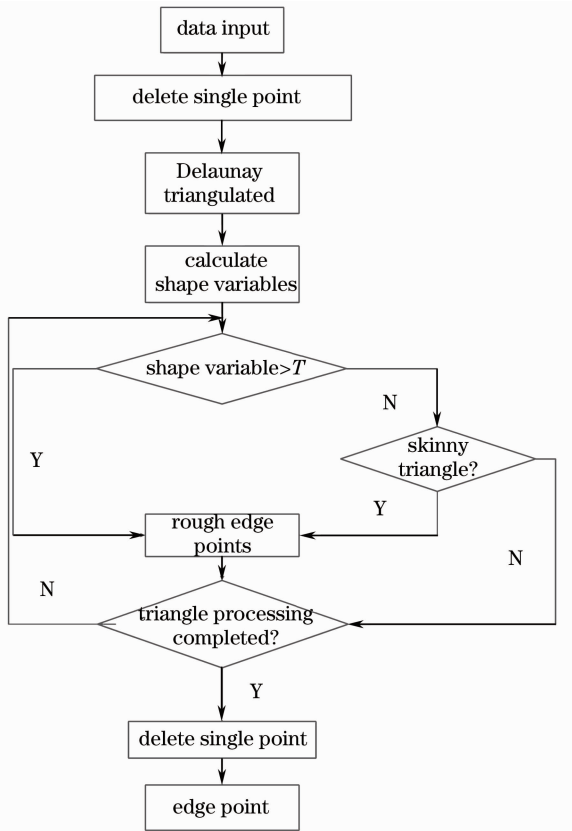


图 6 算法流程图

Fig. 6 Flow chart of the algorithm

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

为了证明算法的有效性,图 7 和图 8 是利用本文提出的算法分别对 LiDAR 数据 Sample1 和 Sample2 进行边缘点的提取并且给出了每一步骤的实验结果,数据 Sample1 是有复杂建筑物、庞大建筑物、不连续地形的 LiDAR 数据,数据 Sample2 是有桥梁以及间断地形的 LiDAR 数据。图 7(a)和图 8(a)为原始数据;图 7(b)和图 8(b)为在原始数据上建立三角网后得到的数据图像;图 7(c)和图 8(c)为利用该算法进行边缘检测后得到的边缘点数据图像;图 7(d)和图 8(d)为将边缘和原始数据进行叠加并将边缘点标记后得到的数据图像。

图 9 和图 10 分别给出了本文算法、文献[10]中基于最佳阈值的方法和文献[11]中基于自适应的中值滤波以及自适应阈值的 Canny 算子的方法对另外两组数据的实验结果。图 9(a)是有低矮建筑物的 LiDAR 数据 Sample3 的原始数据,图 10(a)是有不连续的陡坡、沟渠的 LiDAR 数据 Sample4 的原始数据。图 9(b)和图 10(b)为文献[10]中基于最佳阈值的方法进行边缘检测的结果,未检测出的边缘用红色方框标记出来。图 9(c)和图 10(c)为文献[11]中基于自适应的中值滤波以及自适应阈值的 Canny 算子进行边缘检测的结果。图 9(d)和图 10(d)为利用本文算法进行边缘检测的结果(边缘点和原始数据叠加效果,边缘点用红色点标记)。

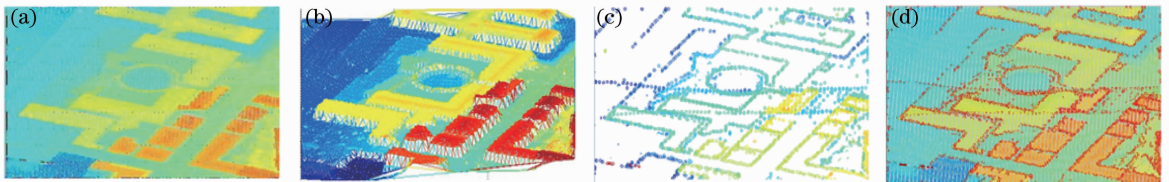


图 7 Sample1 边缘检测。(a)原始数据;(b)生成 TIN;(c)检测的边缘点;(d)边缘点和原始数据叠加图

Fig. 7 Sample1 edge detection. (a) Original data; (b) generated TIN; (c) detected edge points; (d) overlay of edge points and original data

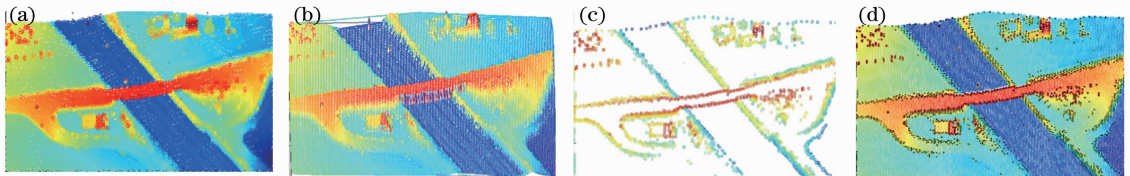


图 8 Sample2 边缘检测。(a)原始数据;(b)生成 TIN;(c)检测的边缘点;(d)边缘点和原始数据叠加图

Fig. 8 Sample2 edge detection. (a) Original data; (b) generated TIN; (c) detected edge points; (d) overlay of edge points and original data

3.2 实验结果分析

由图 7(c)、(d)和图 8(c)、(d)能够看出本文算

法不仅能够较好地提取 LiDAR 数据的边缘点,而且获得的边缘点包含了原始数据的所有信息,有利

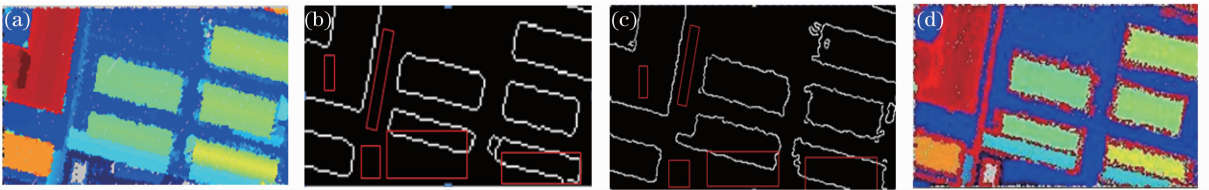


图 9 Sample3 边缘检测。(a)原始数据;(b)最佳阈值算法;(c)自适应 Canny 算法;(d)本文算法

Fig. 9 Sample3 edge detection. (a) Original data; (b) best threshold algorithm; (c) adaptive Canny algorithm; (d) proposed algorithm

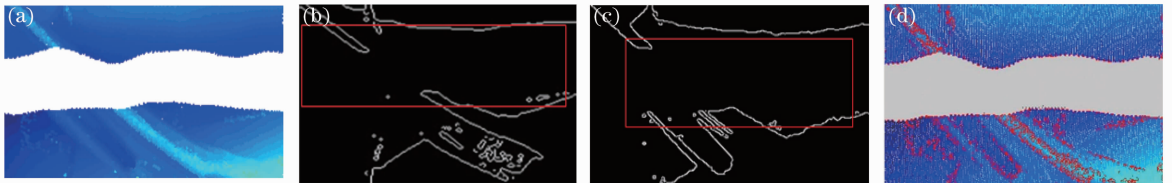


图 10 Sample4 边缘检测。(a)原始数据;(b)最佳阈值算法;(c)自适应 Canny 算法;(d)本文算法

Fig. 10 Sample4 edge detection. (a) Original data; (b) best threshold algorithm; (c) adaptive Canny algorithm; (d) proposed algorithm

于数据后续的处理。由图 9(b)~(d)和图 10(b)~(d)可知,对于同一数据本文算法能够获得完整的边缘信息,不会造成漏检和误检;而将 LiDAR 数据转换为深度图像再进行边缘检测可能会造成一些错误,对于高程相差不大的 LiDAR 点在转换为深度图像时会丢失一些数据造成一些边缘部分检测不到,使得边缘信息不完全;也可能会将高程差别不大的高程转换为不同的灰度,得到错误的边缘;对于河流等数据空白区也会造成边缘漏检的现象。因此本文算法能够较好地原始 LiDAR 数据中检测边缘,消除了距离成像过程中舍入误差造成的边缘点的漏检以及误检;利用狭长三角形来检测河流等数据空白区域的边缘点,减少了插值过程中边缘点的损失。因此,本文算法得到的边缘信息比较完整,包含 LiDAR 数据中数据点的全部信息,有利于后续的认识以及融合等工作。

4 结 论

对数字表面模型的生成过程进行分析,得到不规则三角网中三角形形状变化的基本规律,给出了三角形变量的定义,并提出基于不规则三角网的 LiDAR 数据边缘检测算法。该算法利用不规则三角网生成过程中产生的三角形形状变化以及狭长三角形作为判断是否为边缘三角形的依据,实验结果表明该算法可以有效地从 LiDAR 原始数据中检测边缘,既可以消除格网化重采样带来的数据损失,也可以消除灰度量化过程中的舍入误差以及生成深度图像时造成的灰度信息丢失,得到的边缘点可以作

为配准与融合的特征点,为配准和融合奠定基础,但是也存在着不足,例如阈值的选取、对三角网中每个三角形计算而造成计算复杂度增大等,将在以后的工作中做进一步的研究,以提高算法的效率。

参 考 文 献

- Jian Yun, Cunxiao Gao, Shaolan Zhu, *et al.*. High-peak-power, single-mode, nanosecond pulsed, all-fiber laser for high resolution 3D imaging LIDAR system [J]. *Chin Opt Lett*, 2012, 10 (12): 121402.
- Xudong Lai, Zujie Han. High fidelity DEM generation based on LiDAR data [J]. *Journal of Computers*, 2012, 7(8): 2071 – 2077.
- Guangcai Xu, Yong Pang, Zengyuan Li, *et al.*. Classifying land cover based on calibrated full-waveform airborne light detection and ranging data [J]. *Chin Opt Lett*, 2013, 11(8): 082801.
- Zhao Mingbo, He Jun, Tian Junsheng, *et al.*. Lidar data filtering method based on improved progressive multi-scale mathematical morphology [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(3): 0328001.
赵明波, 何 峻, 田军生, 等. 基于改进的渐进多尺度数学形态学的激光雷达数据滤波方法 [J]. *光学学报*, 2013, 33(3): 0328001.
- C Alexander, J E Moeslund, P K Bocher, *et al.*. Airborne laser scanner (LiDAR) proxies for understory light conditions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 134: 152–161.
- Li Jun, Gong Wei, Mao Feiyue, *et al.*. Dual field of view Lidar for observing atmospheric aerosols over Wuhan [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(12): 1201001.
李 俊, 龚 威, 毛飞跃, 等. 探测武汉上空大气气溶胶的双视场激光雷达 [J]. *光学学报*, 2013, 33(12): 1201001.
- Fan Shijun, Zhang Airwu, Hu Shaoxing, *et al.*. A method of classification for airborne full waveform LiDAR data based on random forest [J]. *Chinese J Lasers*, 2013, 40(9): 0914001.
范士俊, 张爱武, 胡少兴, 等. 基于随机森林的机载激光全波形点云数据分类方法 [J]. *中国激光*, 2013, 40(9): 0914001.
- Zhang Xiaohong. Airborne Laser Scanning Altimetry Data Filtering and Feature Extraction [D]. Wuhan: Wuhan University, 2002.

- 张小红. 机载激光扫描测高数据滤波及地物提取[D]. 武汉: 武汉大学, 2002.
- 9 Lai Xudong, Wan Youchuan. The study of the edge detection to the depth-image of light detection and ranging [J]. *Laser & Infrared*, 2005, 35(6): 444–446.
- 赖旭东, 万幼川. 机载激光雷达距离图像的边缘检测研究[J]. *激光与红外*, 2005, 35(6): 444–446.
- 10 Wang Daying, Cheng Xinwen, Pan Huibo, *et al.*. Edge detection from airborne LiDAR data by best threshold mathematic morphology [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2009, 18(2): 34–37.
- 王大莹, 程新文, 潘慧波, 等. 基于最佳阈值形态学方法对机载 LiDAR 数据进行边缘提取[J]. *测绘工程*, 2009, 18(2): 34–37.
- 11 Xu Jingzhong, Wan Youchuan. An adaptive edge detection method for range image of light detection and ranging [J]. *Laser & Infrared*, 2007, 37(11): 1226–1229.
- 徐景中, 万幼川. 一种机载激光雷达距离图像的自适应边缘检测方法[J]. *激光与红外*, 2007, 37(11): 1226–1229.
- 12 Wu Hangbin, Liu Chun. Point segmentation and edge detection of LIDAR data based on the mathematical morphology [J]. *Remote Sensing Information*, 2008, 10(4): 27–32.
- 吴杭彬, 刘春. 基于数学形态学的 LiDAR 数据分割和边缘提取[J]. *遥感信息*, 2008, 10(4): 27–32.
- 13 Yonghua Wu, Yihua Hu, Wuhu Lei, *et al.*. Edge detection of laser range image based on a fast adaptive ant colony algorithm [C]. *Proceedings of the 1st International Conference on Advances in Swarm Intelligence*, 2010. 265–272.
- 14 C L Glennie, W E Carter, R L Shrestha, *et al.*. Geodetic imaging with airborne LiDAR: The earth's surface revealed [J]. *Rep Prog Phys*, 2013, 76(8): 086801.
- 15 Dengming Kong, Lijun Xu, Xiaolu Li, *et al.*. A real-time method for DSM generation from airborne LiDAR data [C]. *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, 2013. 377–380.
- 16 Wenhui Li, Hongyin Ni, Huiying Li, *et al.*. An interactive segmentation method of LiDAR data [J]. *Journal of Computers*, 2013, 8(3): 811–817.
- 17 C Stal, F Tack, P De Maeyer, *et al.*. Airborne photogrammetry and lidar for DSM extraction and 3D change detection over an urban area - a comparative study [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(4): 1087–1110.
- 18 R C Gonzales, R E Woods. *Digital Image Processing* [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007.
- 19 Zhang Yongjun, Wu Lei, Lin Liwen, *et al.*. Automatic water body extraction based on LiDAR data and aerial images [J]. *Journal of Wuhan University: Information Science*, 2010, 35(8): 936–940.
- 张永军, 吴磊, 林立文, 等. 基于 LiDAR 数据和航空影像的水体自动提取[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2010, 35(8): 936–940.
- 20 Wang Zongyue, Ma Hongchao, Xu Honggen, *et al.*. A method for extracting water contour lines from LiDAR point clouds data [J]. *Journal of Wuhan University: Information Science*, 2010, 35(4): 432–435.
- 王宗跃, 马洪超, 徐宏根, 等. 基于 LiDAR 点云数据的水体轮廓线提取方法研究[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2010, 35(4): 432–435.
- 21 Liang Cheng, Wei Zhao, Peng Han, *et al.*. Building region derivation from LiDAR data using a reversed iterative mathematic morphological algorithm [J]. *Opt Commun*, 2012, 286(1): 244–250.

栏目编辑: 苏 岑