

Poisson 表面重建的冗余网格去除方法

卢学良^{1,2}, 胡海彦^{1,2}, 江振治^{1,2}

1. 西安测绘研究所, 陕西 西安, 710054;
2. 地理信息工程国家重点实验室, 陕西 西安, 710054

【摘 要】 Poisson 表面重建作为从点云到网格模型构建算法之一, 由于其极强的鲁棒性和良好的处理效果, 使其在地理空间数据建模中得到广泛应用。Poisson 表面重建算法源自 CAD\CAM 中的逆向工程领域, 多用于处理封闭模型, 对于非封闭的地理空间数据, 在还原其拓扑的同时, 还会在点云的边界处产生许多冗余的三角面片。针对该问题, 本文在分析冗余三角面片特征的基础上设计了相应的滤波器, 并通过试验验证了滤波器的良好性能。

【关键词】 Poisson; 表面重建; 地理空间; 滤波器

【中图分类号】 P237

【文献标志码】 A

Redundant Grid Removal Method of Poisson Surface Reconstruction

Lu Xueliang^{1,2}, Hu Haiyan^{1,2}, Jiang Zhenzhi^{1,2}

1. Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054, China
2. State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, Xi'an 710054, China

Abstract As one of the algorithms for building grid model with point cloud, Poisson surface reconstruction has been widely used in geospatial data modeling because of its strong robustness and good processing effect. However, originating from reverse engineering filed of CAD/CAM, Poisson surface reconstruction algorithm is commonly used to process closed models. In dealing with non-closed geospatial data, it will produce a lot of redundant triangular facets at the boundary of point cloud when restoring its topology. A filter based on the analysis of the features of redundant triangular facets is designed to solve this problem, and test results have verified the good performance of the filter.

Key words Poisson; surface reconstruction; geospatial; filter

1 引言

传统地理空间数据的获取手段主要有两种, 即航空航天摄影测量技术和机载 LiDAR 测量技术^[1-3], 而这些方式获取的地物点云数据均存在其局限性——通常为 2.5 维, 基本不包含地物的侧面信息, 因此, 很难构建质量好、真实感强的精细化模型。对于这些数据的处理方式, 通常是将其投影到二维平面、进行二维 Delaunay 三角构网后, 再拉伸到三维空间^[4,5]。伴随着飞行平台和传感器技术的发展, 地理空间信息的获取能力逐渐增强, 获取的手段也变得更加丰富。随着倾斜摄影测量技术^[6,7]、机载 LiDAR 和车载 LiDAR 的融合技术^[8,9] 以及无人机搭载的轻小型 Li-

DAR^[10,11] 的应用, 数据源已逐渐由原来的 2.5 维拓展到了真 3 维, 即我们可以得到具有丰富侧面信息的真 3 维点云数据, 与此同时, 对数据处理建模也提出了更高的要求。受益于逆向工程领域散乱点云构网几十年的蓬勃发展, 对于地理空间数据也可以借鉴其中的构网算法进行处理。逆向工程领域散乱点云的构网算法主要有三类: 第一类是隐式曲面构网算法^[12]; 第二类是三维 Delaunay 三角化构网算法^[13]; 第三类是区域生长构网算法^[14]。目前, 应用较为广泛的是隐式曲面构网算法中的 Poisson 表面重建算法^[12], 该算法鲁棒性较强, 处理效果也很好。然而该算法一般用于处理封闭模型, 对于非封闭的地理空间数据, 该算法在还原其拓扑形态的同时, 还会在点云数据的边

收稿日期: 2017-02-23。

作者简介: 卢学良(1989-), 男, 研究实习员, 主要从事城市三维建模与点云处理方面的研究。

界处产生很多冗余的三角面片。针对这类问题,本文在深入分析冗余三角面片形态特征、点云分布特征的基础上,设计了冗余三角形滤波器,并通过试验对其滤波效果进行验证。

2 Poisson 表面重建算法

Poisson 方程是数学中常见于静电学、机械工程和物理理论的偏微分方程。一种典型的 Poisson 问题是计算指示函数 χ , 使其拉普拉斯算子等于已

知向量场的散度。Poisson 表面重建算法的一般步骤是:(1)输入有向点云;(2)将点云的法向量拓展为向量场,构建自适应的八叉树空间;(3)计算八叉树空间中向量场的散度,将表面重建问题转化为 Poisson 问题;(4)解 Poisson 方程,求取指示函数;(5)利用改进的 Marching Cube^[15] 算法抽取指示函数的等值面。该算法的核心是 Poisson 方程的构建与求解。

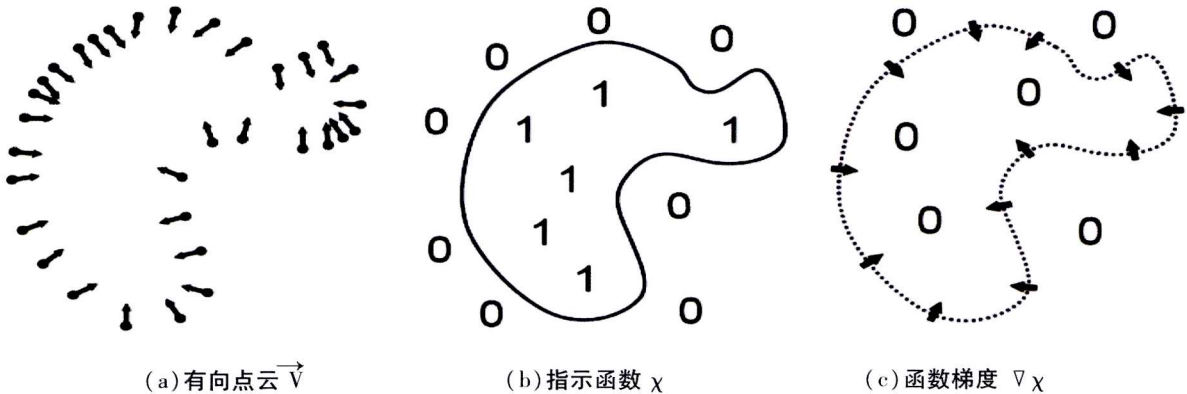


图1 二维 Poisson 表面重建示意图

如图1所示,利用有向点云将空间分成内外两部分。其中,被有向点云包围的内部的价值设为1,外部的价值设为0,用指示函数 χ 表示^[12];空间中指示函数的梯度 $\nabla \chi$ 除了模型表面上的点外,其余地方均为零,而模型表面上点的梯度与点云的法向量一致。设有向点云构成的向量场为 \vec{V} , 则可以得到式(1)所示的关系式

$$\nabla \chi = \vec{V} \quad (1)$$

向量场 \vec{V} 可以看作是模型的指示函数梯度的样本,这样,指示函数的求解问题就转换成梯度算子的反算问题,即要找到合适的指示函数,使其梯度最佳逼近向量场 \vec{V} , 使得 $\min_{\chi} \|\nabla \chi - \vec{V}\|$ 。然而,有向点云构成的向量场 \vec{V} 通常是不可积的,它

与路径有关,其精确解一般不存在。为了找到最佳的最小二乘解,本文对指示函数的梯度和向量场 \vec{V} 分别使用散度算子,如式(2)所示。这样,梯度算子的反算问题就转换成 Poisson 问题,即求指示函数 χ , 使它的拉普拉斯算子(梯度的散度)等于向量场 \vec{V} 的散度。

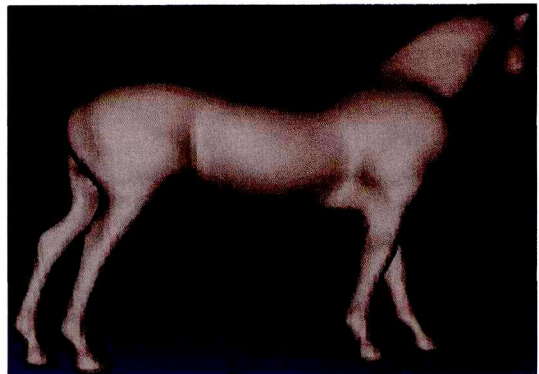
$$\Delta \chi \equiv \nabla \cdot \nabla \chi = \nabla \cdot \vec{V} \quad (2)$$

3 冗余三角面片分析与滤波器设计

如图2所示,图2(a)为原始点云,图2(b)是经表面重建处理后的模型。对于封闭点云, Poisson 表面重建算法往往能有较好的处理效果。



(a) 原始点云



(b) 处理后的模型

图2 封闭点云的表面重建效果



(a) 原始点云



(b) 处理后的模型

图3 非封闭点云的表面重建效果

然而对于非封闭点云,如图3所示城区点云数据(蓝色方块为图4中放大的局部区域),由于有向点云构成的向量场的八叉树空间并不包含对点云边界的判断,在求解完指示函数 χ 、抽取八叉树子空间内等值面的过程中,八叉树空间范围一般要大于数据范围,因此,不可避免地会在边界处产生很多冗余的三角面片。为了确保模型的正确性,这些冗余的三角面片必须予以剔除。

简单考虑,首先计算点云数据的包围盒(一般为长方体包围盒),然后将不在其包围盒范围内的三角面片剔除掉。但若要达到剔除的效果比较好,则要求点云数据的边界与包围盒的轴平行,这个条件往往是难以满足的。因此,只能从冗余三角形自身特征的角度考虑将其剔除。

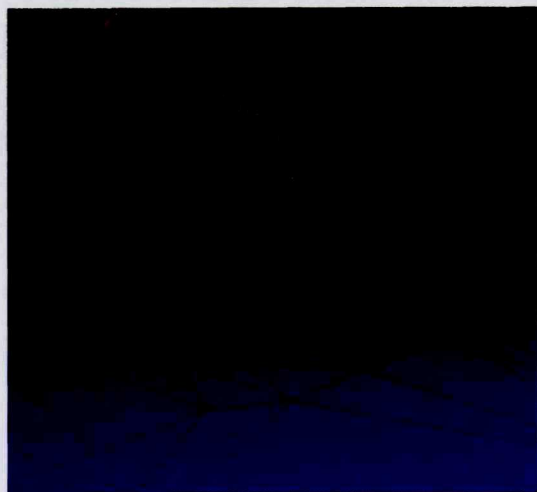


图4 模型边界局部放大效果

图4为模型边界的局部放大效果图(图3蓝色方块处),红色的点表示原始点云,红色的线表示点云边界。从图中可以看到,边界冗余的三角形往往具有面积大、边长长、所处位置点云稀疏等一

个或多个特征。根据冗余三角面片的这些特点,并兼顾到面积大的三角形通常存在较长的边,而存在较长边的三角形面积不一定大等因素,本文设计了两类滤波器:

(1) α 滤波器:统计所有三角面片的边长的平均值,设定边长阈值,将任一边长大于阈值的三角面片剔除。

(2) β 滤波器:统计所有三角面片的重心到周围 k 个点的平均距离的平均值,并设置距离阈值,将距离大于阈值的三角面片剔除。这里需要指出, Poisson 算法重建模型所包含的点云与原始点云不同,因此,计算平均距离时有两类参考点云。

同时,考虑到冗余三角形滤除后可能存在的孤立小三角形以及边界的“毛刺”现象,本文在滤波完成后增加对每个顶点关联的三角形个数的统计判断,将关联三角形个数少于3个的顶点及其对应的三角形剔除。

4 试验与分析

4.1 试验方案

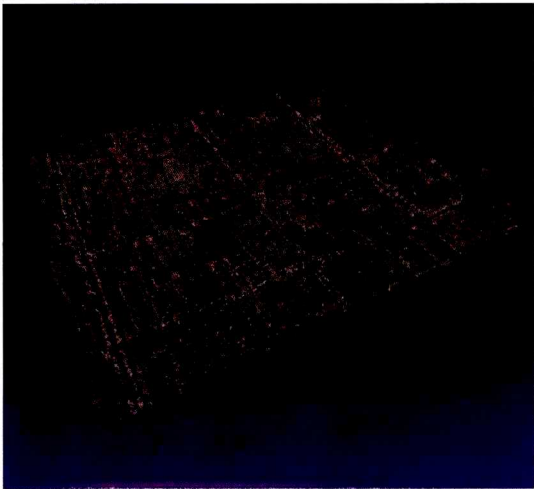
对于 α 滤波器,设三角面片边长的平均值为 d_l ,标准差为 σ_l ,阈值通过后续的试验给出。对于 β 滤波器,若参考点云为原始点云,则约定为 β_1 滤波器,设距离的平均值为 d_o ,标准差为 σ_o ;若参考点云为网格模型所包含的点云,则约定为 β_2 滤波器,设距离的平均值为 d_m ,标准差为 σ_m 。同样,阈值都通过后续的试验给出。试验环境为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5 - 2630 v3(2.4GHz), 32G 内存,操作系统是 Windows7 64 位。试验数据采用某城市的 A 区域点云数据和 B 区域点云数据。A 区域数据量为:19.1MB(文本文件,包含法

向量), 含有 319875 个点;B 区域数据量为: 237M(文本文件, 包含法向量), 含有 3874479 个点。对于 Poisson 表面重建, 从算法的处理精度和处理时间两方面进行综合考量。在本实验中, A 区域的八叉树深度参数设置为 8;B 区域(范围更大)的八叉树深度参数设置为 10;其余参数都设置为默认值。主要的指标有不同阈值设定下的边界滤除效果、冗余三角形滤除的时间以及滤波完

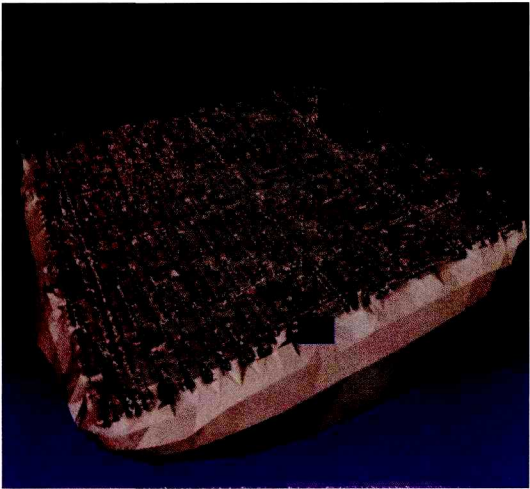
成后的漏洞个数。

4.2 试验分析与结论

A 区域的原始点云如图 3(a)所示, Poisson 表面重建效果如图 3(b)所示, 图 4 与图 6 中的边界放大区域相同;B 区域的原始点云如图 5(a)所示, Poisson 表面重建结果如图 5(b)所示, 图中蓝色方块为图 7 中的边界放大区域。



(a)原始点云

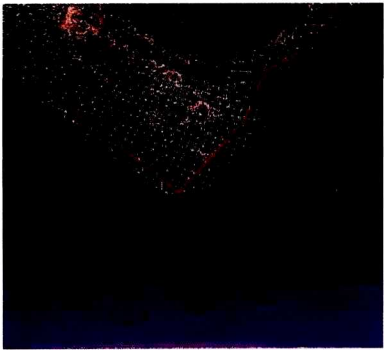


(b)Poisson 重建结果

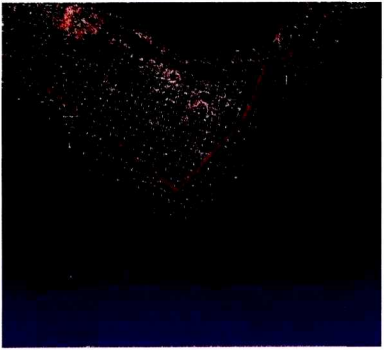
图 5 B 区域的原始点云与模型重建结果

A 区域在不同滤波器的不同阈值设定下的边界滤除效果如图 6 所示;B 区域在不同滤波器的

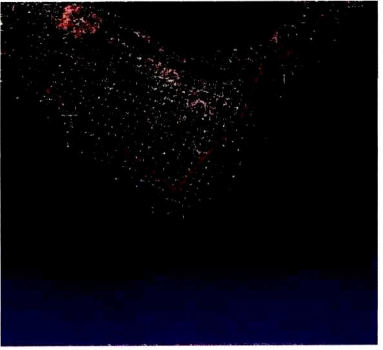
不同阈值设定下的边界滤除效果如图 7 所示;A、B 两个区域的统计指标见表 1。



$(a_1)\alpha\&(d_l + \sigma_l)$



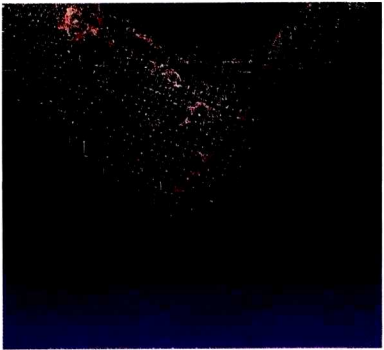
$(a_2)\alpha\&(d_l + 2\sigma_l)$



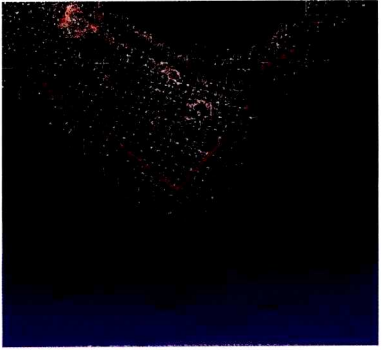
$(a_3)\alpha\&(d_l + 3\sigma_l)$



$(b_1)\beta_1\&(d_0 + \sigma_0)$



$(b_2)\beta_1\&(d_0 + 2\sigma_0)$



$(b_3)\beta_1\&(d_0 + 3\sigma_0)$



$$(c_1)\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$$

$$(c_2)\beta_2 \& (d_m + 2\sigma_m)$$

$$(c_3)\beta_2 \& (d_m + 3\sigma_m)$$

图6 A 区域在不同滤波器的不同阈值设定下的边界处理效果



$$(a_1)\alpha \& (d_l + \sigma_l)$$

$$(a_2)\alpha \& (d_l + 2\sigma_l)$$

$$(a_3)\alpha \& (d_l + 3\sigma_l)$$



$$(b_1)\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$$

$$(b_2)\beta_1 \& (d_0 + 2\sigma_0)$$

$$(b_3)\beta_1 \& (d_0 + 3\sigma_0)$$



$$(c_1)\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$$

$$(c_2)\beta_2 \& (d_m + 2\sigma_m)$$

$$(c_3)\beta_2 \& (d_m + 3\sigma_m)$$

图7 B 区域在不同滤波器的不同阈值设定下的边界处理效果

表 1 A 区域和 B 区域的处理指标统计

区域	原始点云数量	网格重建后点云数量	滤波器与阈值	滤波耗时/秒	漏洞数量
A	319875	85452	$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.016	7
			$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.016	4
			$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.017	3
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	0.359	9
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	0.343	2
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	0.359	2
			$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	0.266	6
			$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	0.263	3
B	3874479	1936545	$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	0.258	2
			$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.327	337
			$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.328	11
			$\alpha \& (d_l + \sigma_l)$	0.327	10
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	7.254	101
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	7.510	11
			$\beta_1 \& (d_0 + \sigma_0)$	7.380	9
			$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	6.403	257
			$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	6.070	14
			$\beta_2 \& (d_m + \sigma_m)$	6.550	12

在对试验进行分析之前,先对统计指标作一说明:用 Poisson 表面重建方法处理后的点云所生成的模型,原本没有漏洞,但由于点云自身存在疏密不均等特点,会造成网格模型本身(不包含冗余部分)含有大小不一的三角形面片,所以,在剔除冗余三角面片的过程中,可能会同时剔除掉原本正确的三角面片,导致模型漏洞。因此,漏洞数量是评价滤波效果的重要指标。

通过图中不同阈值下的处理效果以及相应的统计指标,可以得到以下几点结论:

(a) 阈值设定越大,滤波后边界的冗余三角形越多;

(b) 在保证漏洞数量较低的情况下,滤波后的边界仍会有少量冗余三角形;

(c) α 滤波器的效率显著优于 β_1 滤波器和 β_2 滤波器,而 β_2 滤波器略优于 β_1 滤波器;

(d) 对于这几类滤波器,阈值设定为 $d + 2\sigma$ 时,滤波效果最好;

(e) α 滤波器和 β_1 滤波器滤波效果相当,都优于 β_2 滤波器。

5 结 语

本文在对 Poisson 表面重建算法的原理进行详细分析的基础上,指出其在处理非封闭点云时边界存在的冗余三角面片的问题。通过分析冗余三角面片形态特点,设计了相应的滤波器。试验

表明,滤波器能对网格模型进行较好的处理,这也为地理空间数据的自动化处理提供了技术支撑。

参考文献

- [1] 冯梅. 基于 LiDAR 和航空影像的三维建模方法探讨[J]. 测绘通报, 2011, (12): 12-14.
- [2] Macay Moreira J M, Nex F, Aguiar G, et al. From DSM to 3D Building Models: A Quantitative Evaluation[J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, XL-1/W1(1): 213-219.
- [3] Poullis C, You S. Automatic Creation of Massive Virtual Cities[C]. Virtual Reality Conference, VR 2009. IEEE, 2009.
- [4] 李晓红. 一种 LiDAR 点云生成格网 DEM 的快速算法[J]. 测绘通报, 2012, (12): 44-46.
- [5] 张海霞. 高分辨率遥感影像自动生成 DEM 的研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(7): 103-105.
- [6] 李镇洲, 张学之. 基于倾斜摄影测量技术快速建立城市 3 维模型研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2012, 35(4): 79-82.
- [7] Hamruni A M. The Use of Oblique and Vertical Images for 3D Urban Modelling[D]. UK: University of Nottingham, 2010.
- [8] Teo T A, Huang S H. Surface-based Registration of Airborne and Terrestrial Mobile LiDAR Point Clouds[J]. Remote Sensing, 2014, 6(12): 12686-12707.
- [9] Boulaassal H, Landes T, Grussenmeyer P. Reconstruction of 3d Vector Models of Buildings by Combination of ALS, TLS and VLS Data[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXVIII-5/W16(5): 239-244.
- [10] Lin Y, Hyyppä J, Jaakkola A. Mini-UAV-borne LiDAR for Fine-scale Mapping[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2011, 8(3): 426-430.
- [11] Roca D, Armesto J, Lagüela S, et al. LiDAR-equipped UAV for Building Information Modelling[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2014, XL-5(5): 523-527.
- [12] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson Surface Reconstruction[C]. Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2006.
- [13] Cohen-Steiner D, Da F. A Greedy Delaunay-based Surface Reconstruction Algorithm[J]. The Visual Computer, 2004, 20(1): 4-16.
- [14] Di Angelo L, Di Stefano P, Giaccari L. A New Mesh-growing Algorithm for Fast Surface Reconstruction[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(6): 639-650.
- [15] Lorensen W, Cline H. Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Reconstruction Algorithm[J]. SIGGRAPH, 1987, 21(4): 163-169.