

基于迭代多尺度形态学开重建的城区 LiDAR 滤波方法

孙美玲, 李永树, 陈 强, 蔡国林

(西南交通大学 地球科学与环境工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 针对形态学运算在机载 LiDAR 滤波中最大窗口尺寸的选择问题, 提出了一种基于形态学开重建的迭代多尺度点云滤波算法。通过循环迭代多尺度开重建运算, 克服开重建对矮小地物的误判问题, 自动获取开重建运算的最大窗口尺寸, 解决了对城市区域滤波的窗口适宜尺寸选择问题, 提高了地物与地面点分类的正确性。使用 ISPRS 提供的城区样本测试数据开展实验, 结果表明: 其 I 类、II 类及总误差均值分别达到 3.10%、6.05% 和 4.11%, 在 II 类误差显著增加的情况下, I 类误差和总误差均值同比均为最小, 整体分类与自动识别性能优于常规滤波算法。

关键词: 激光雷达; 滤波; 形态学开重建; 多尺度开重建; 迭代多尺度开重建

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)01-0363-07

Iterative multi-scale filter based on morphological opening by reconstruction for LiDAR urban data

Sun Meiling, Li Yongshu, Chen Qiang, Cai Guolin

(Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aimed at the maximum window size problem of LiDAR morphological method on unknown region, a morphological filter of iterative multi-scale opening by reconstruction (IMORF) was proposed on the basis of traditional morphological filtering algorithms. Multi-scale opening by reconstruction (MORF) was utilized to get maximum window size automatically, which can help user settle the suitable window size problem of unknown region. MORF was used iteratively to settle the classification error of the low objects that were nearby high and large objects. The experimental results for ISPRS urban data show that IMORF can classify terrain and off-terrain points effectively, and the mean of Type I, Type II and total error are 3.10%, 6.05% and 4.11% respectively. Compared with other traditional filtering methods, the mean of Type I Error and Total Error of IMORF are minimum with Type II Error increased not obviously.

Key words: LiDAR; filtering; morphological opening by reconstruction(MORF);

multi-scale opening by reconstruction; iterative multi-scale opening by reconstruction(IMORF)

收稿日期: 2014-05-13; 修订日期: 2014-06-15

基金项目: 国家自然科学基金(51178404, 41072220, 41201434); 高等学校博士学科点专项科研基金(20100184110019); 中央高校基本科研业务费专项资金(SWJTU09CX010, SWJTU09BR050, 2682013CX009)

作者简介: 孙美玲(1977-), 女, 讲师, 博士, 主要从事摄影测量与激光雷达方面的研究。Email: mlsun@swjtu.edu.cn

0 引言

激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)能够快速获取地表大面积区域内高精度空间三维地形信息,在获取高分辨率 DEM、地物提取和城市三维建模中已得到较为广泛的应用,其与多传感器的结合必然会更加拓宽 LiDAR 的应用领域^[1-3]。在几乎所有的 LiDAR 应用领域里,关键步骤之一是将 LiDAR 点云中的地面点和非地面点进行精确分类,即滤波处理。

目前,国内外的学者已经提出了很多滤波算法^[1-11],这些滤波算法都有着不错的滤波性能,但是研究表明,大部分的滤波算法在对复杂城市环境和高起伏地貌地区进行滤波时,仍有一定的困难,且滤波的自动化程度较低^[1-3]。此外,不同的滤波算法都是采用各自特定的实验数据,因此很难对这些算法的滤波性能进行有意义的对比。基于此,国际摄影测量与遥感学会(ISPRS)曾于 2003 年采用统一的标准测试数据开展了一项滤波算法的对比实验^[1],在参评的 8 种滤波算法中,Axelsson 等提出的自适应不规则三角网(TIN)加密滤波算法具有最优的滤波结果^[4],其在 15 个样本实验中有 12 个样本的滤波效果最好,并已成功应用于商业软件 TerraScan 中,但其参数设置较多,需针对不同场景根据经验调整参数方能取得好的滤波效果,且受局部低点误差的影响比较大。

之后,文献又报道了多种以 ISPRS 提供的标准测试数据进行验证的滤波算法^[5-10],皆在不同实验区有着优于 Axelsson 算法的滤波效果。以数学形态学为基础的滤波算法^[7-10],是其中具有代表性的一类算法。该类算法主要是利用了形态学开运算,通过在局部区域设定一定大小的滤波窗口,剔除高于地面的点,得到逼近地形的一个表面,但该方法会过度平滑地面,且易受到滤波窗口大小的影响,所以这类滤波算法中需要人为指定最大建筑物的尺寸参数。沈晶等提出的基于形态学重建的滤波算法^[9],虽然可以克服上述问题,但仍需人为确定用于获取标记图像的平均高差,且难以有效识别低矮地物。

基于上述分析,文中提出了一种基于形态学开重建的城区机载 LiDAR 点云滤波算法,该算法不仅

可以避免形态学开运算会过度平滑地面的问题,而且通过不断循环迭代的多尺度滤波策略,解决滤波窗口大小的选择问题和低矮地物的有效识别问题。为检验文中方法的有效性和可靠性,实验采用 ISPRS 提供的专门用于滤波算法测试的 9 个城区样本数据进行滤波和分析,并与文献报道的同样采用 ISPRS 提供的标准测试数据进行实验的几种最优滤波算法进行对比验证。

1 迭代多尺度开重建滤波方法

1.1 形态学开重建滤波基本原理

形态学开重建方法是一种重要的基于测地膨胀的形态学重建方法^[12],测地膨胀需要的标记图像 g 是由一定大小的结构元素 b 对掩膜图像 f 经过腐蚀运算得到,基于测地膨胀的形态学开重建就是在掩膜图像 f 的限制下,反复对标记图像 g 进行测地膨胀运算直至结果稳定为止。因此基于测地膨胀的形态学开重建定义为:

$$\gamma_b^{(b)}(f) = \delta_f^{(i)}(g) = \delta_f^{(i)}[\varepsilon_b(f)] \quad (1)$$

式中: i 为 $\delta_f^{(i)}(g) = \delta_f^{(i+1)}(g)$ 时的循环次数; $\delta_f^{(i)}(g)$ 为尺度为 i 时的测地膨胀; $\varepsilon_b(f)$ 为掩膜图像 f 基于结构元素 b 的腐蚀运算。

机载 LiDAR 点云滤波的目的就是将地物滤除,因此将格网化的 DSM 作为掩膜图像 f ,采用一定大小的结构元素 b 对掩膜图像 f 进行腐蚀,将腐蚀掉地物后的图像作为标记图像,然后进行开重建得到重建影像 $\gamma_b^{(b)}(f)$,最后将掩膜影像减去开重建影像即得到规则化数字表面模型(nDSM),对于 nDSM 中值为零的点通常为地面点。

1.2 形态学开重建滤波策略

由上述形态学开重建的滤波过程可以看出,开重建过程中有 3 个问题需要解决:(1) 如何获取用于腐蚀掩膜影像获取标记影像的结构元素的大小,将其称为最大窗口尺寸的选择问题;(2) 局部地形起伏点的误判问题;(3) 毗邻高大建筑物的低矮地物误判问题。下面就这 3 个问题进行讨论分析,并在开重建滤波过程中提出相应的策略进行处理。

(1) 最大窗口尺寸的选择问题。为了重建得到尽可能接近真实地面的影像,需要选择合适大小的结

构元素去腐蚀掉掩膜影像上的地物,其大小主要取决于建筑物的大小。现有的基于形态学开运算的滤波方法都是采用人工输入的方式来获取此参数,这种方式降低了滤波算法的自动化程度。文中采用多尺度窗口 w_k 的方法,通过判断前后两次不同窗口尺寸下滤波结果中地物有无变化的方法,来确定最大窗口尺寸 w_{kmax} 。

(2) 局部地形起伏点的误判问题。由于局部的地形起伏,可能使得 nDSM 中值为非零的点并非都是地物点,从而导致地面点的误判,因此文中通过设定一个高差阈值 dh 的方式,来降低地面点误判为地物点的概率,其公式如下:

$$dh = et + s \times w_k \times c \quad (2)$$

式中: et 为初始高差阈值; s 为局部地形坡度; w_k 为第 k 次开重建时腐蚀窗口的大小; c 为 DSM 的网格间距。针对城区地形,坡度 s 的取值不宜过大,过大则容易将低矮地物误判为地面点,所以通常取为 0.05,即可有效降低局部地形起伏造成的地面点误判问题。

(3) 毗邻高大建筑物的低矮地物误判问题。如图 1 所示,图 1(a) 和 1(b) 分别为初始掩膜影像和 nDSM,图(e)和图(f)分别对应图(a)和图(b)上的剖面线,从图中可以看出,毗邻高大建筑物的低矮建筑物,如图(a)和图(e)箭头所指处,由于在 nDSM 中值为零而没有得以滤除,也就是说在重建过程中,这些没有被滤除的低矮建筑物完全得以重建。基于此,将 nDSM 中判别为地物点处的高程,采用基于图像修补理论的 PDE 插值方法^[13],根据初始的掩膜影像重新获得得

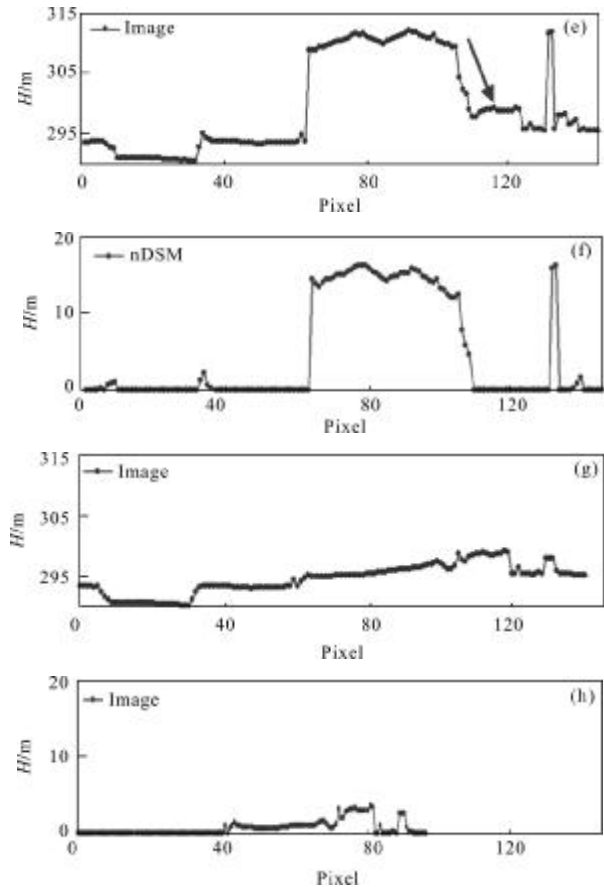
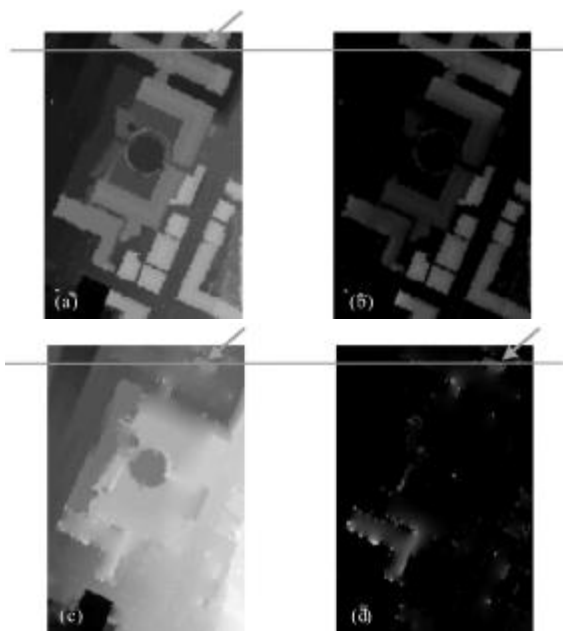


图 1 基于开重建的 nDSM

Fig.1 Different nDSMs based on morphological opening by reconstruction

到新的 DSM,如图(c)所示,再将该 DSM 作为第二次开重建中的掩膜影像,重新获取新的 nDSM,如图(d)所示,图(g)和图(h)则为图(c)和图(d)上的剖面线,从图中可以清楚地看出在第一次开重建过程中未滤除的低矮建筑物,如图(c)箭头所指处,这次得到了有效的滤除,如图(d)箭头所指处。通过这种反复迭代进行开重建的方法,可以有效地解决低矮地物的误判问题,迭代终止的条件是以本次迭代和上次迭代得到的地物点没有增加为止。

1.3 迭代多尺度开重建滤波(IMORF)流程

根据上述基于形态学开重建滤波策略的介绍,将文中提出的滤波方法称之为迭代多尺度开重建滤波(简称 IMORF)。IMORF 方法有以下五个步骤。

(1) 预处理、获取初始 DSM 和相应滤波参数:首先对原始离散点云进行网格化获取 DSM^[8],然后对 DSM 采用形态学开重建方法剔除低粗差,其中掩膜图像 $f = -DSM$, 腐蚀掩膜图像形成标记图像的圆形

结构元素半径尺寸 $w=1$, 高差阈值 $et=5\text{ m}$, 将开重建后 $n\text{DSM}$ 值大于 et 的点定义为低粗差点, 将其从初始 DSM 中滤除得到 IMORF 方法的初始掩膜影像 DSM。获取输入的初始高差阈值、城区地形坡度和最大窗口。如没有输入值, 则自动置初始高差阈值 $et=0.5\text{ m}$, 城区地形坡度值 $s=0.05$, 最大窗口参数置 0。

(2) 赋值掩膜图像和当前窗口并腐蚀得到标记图像。

(3) 获取 $n\text{DSM}$ 、判断格网点属性、合并地物点并增大当前窗口, 判断本次多尺度开重建是否结束。没有结束, 则继续增大窗口, 否则继续。

(4) 合并本次开重建获取的地物点并插值生成 DSM, 判断本次迭代是否结束, 如果是, 则转入步骤 (2) 继续进行下一次多尺度开重建, 否则继续。

(5) 生成初始 DEM, 并判断原始点云属性。将 IMORF 方法中获取的地物点剔除, 用 PDE 插值方法生成初始 DEM, 采用三次样条插值方法内插原始点云高程值, 其与实际高程值之差和高差阈值 et 比较, 从而判断原始点云的属性。

IMORF 方法的滤波流程如图 2 所示。

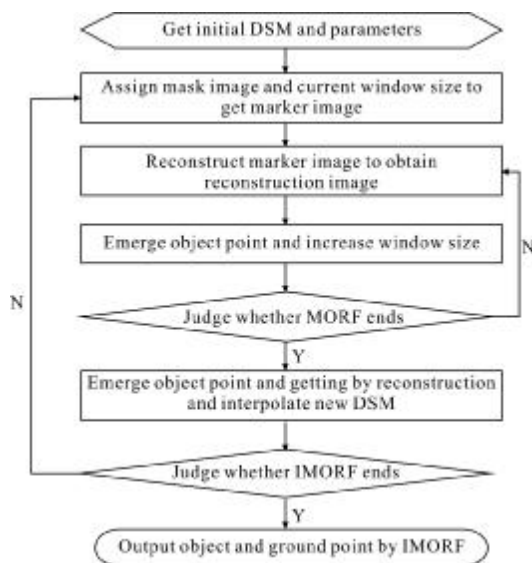


图 2 基于 IMORF 的滤波流程图

Fig.2 Flow chart based on IMORF

2 实验结果与分析

2.1 实验一

为了检验文中方法的可行性和可靠性, 采用 ISPRS 提供的 9 个城区测试样本数据进行实验^[14]。包括了不同复杂城市地理环境中滤波可能遇到的主

要困难, 如粗差点的影响、复杂不规则形状的建筑物、地物与地面相连、过街天桥等。ISPRS 已经将这些参考数据精确地分类为地面点类和非地面点类, 因此可以对文中提出算法的滤波效果进行定量分析。

(1) 实验参数的设置

除将样本数据 Samp42 的最大尺寸半径 w_{kmax} 指定为 50 外, 其它所有参数均采用系统默认参数: 格网大小 $c=1$, 初始高差阈值 $et=0.5\text{ m}$, 坡度 $s=0.05$, 而最大窗口尺寸 $w_{kmax}=0$, 用以标识无最大输入窗口尺寸, 通过多尺度方法自动获取, 将此种方案的设置称为 A 方案, 以此来检验所提滤波方法在统一参数设置(经验取值)下的整体滤波效果和性能。

同时, 考虑到格网大小 c 取决于点云的密度^[14], 最大窗口尺寸 w_{kmax} 自动获取, 因此对坡度 s 和高差阈值 et 进行变化, 以此来考察文中方法对两个参数的敏感程度。将 et 不变 s 变化的方案称之为 B 方案, 而 s 不变 et 变化的方案称之为 C 方案。

(2) 实验结果分析

根据 ISPRS 定义的 I 类误差、II 类误差和总误差评价指标^[14], I 类误差、II 类误差分别表示地面点、地物点被误判的比率, 总误差表示整体点云集合被误判的比率, 用于评价滤波效果的整体质量, 对 9 个样本数据的分类结果进行定量误差统计, 3 种方案下的误差统计分别如表 1 所示, 其中 B 和 C 方案的结果为各样本数据在参数变化下的最优滤波结果。

从表 1 中可以看出, 经过参数 s 和 et 微调后的总误差均值分别为 3.96% 和 3.97%, 整体滤波效果要优于统一参数设置下的滤波效果(总误差均值为 4.11%), 但各类误差之间均相差不大, 这说明文中所提滤波方法采用系统默认的经验滤波参数, 对各种复杂城市场景均能取得较好的滤波效果, 具有非常好的普适性。

表 2 为文中方法 A 方案与文献报道的 6 种最优滤波算法^[4,6,7,9-11]的总误差对比结果, 除 Axelsson 方法的结果来自于参考文献[14]外, 其余各方法均来自其论文。表中各行标记有下划线的数据为该样本区的最优滤波结果。从表中可以看出, 文中方法在 4 个样本区中有着最低的总误差, 分别为 Samp12, Samp21, Samp23 和 Samp41, 其他 5 个样本区的总误差也都低于其它算法的最大值。文中方法在 II 类误

表1 三种参数方案设置下的误差比较

Tab.1 Error comparison of three parameters sets

| Sample | A | | | | B | | | | C | | |
|--------|-------|--------|--------|------|-------|--------|--------|------|--------|--------|--------|
| | T.I | T.II | T.E | s | T.I | T.II | T.E | et/m | T.I | T.II | T.E |
| Samp11 | 9.07% | 17.88% | 12.83% | 0.10 | 8.29% | 18.32% | 12.57% | 0.45 | 10.14% | 16.15% | 12.70% |
| Samp12 | 1.06% | 4.32% | 2.65% | 0.05 | 1.06% | 4.32% | 2.65% | 0.40 | 1.64% | 3.06% | 2.34% |
| Samp21 | 0.51% | 4.35% | 1.36% | 0.10 | 0.12% | 5.43% | 1.30% | 0.45 | 0.66% | 3.27% | 1.24% |
| Samp22 | 4.54% | 4.98% | 4.68% | 0.05 | 4.54% | 4.98% | 4.68% | 0.55 | 4.09% | 5.37% | 4.49% |
| Samp23 | 2.72% | 5.18% | 3.88% | 0.15 | 2.00% | 5.18% | 3.49% | 0.45 | 2.96% | 4.91% | 3.88% |
| Samp24 | 2.10% | 9.38% | 4.10% | 0.10 | 1.75% | 9.82% | 3.96% | 0.45 | 2.34% | 8.55% | 4.04% |
| Samp31 | 0.14% | 3.56% | 1.72% | 0.00 | 0.17% | 3.22% | 1.57% | 0.30 | 0.37% | 1.74% | 1.00% |
| Samp41 | 3.84% | 3.34% | 3.59% | 0.15 | 3.18% | 3.46% | 3.32% | 0.60 | 2.87% | 3.62% | 3.25% |
| Samp42 | 3.88% | 1.42% | 2.14% | 0.05 | 3.88% | 1.42% | 2.14% | 0.60 | 0.15% | 1.65% | 1.21% |
| Mean | 3.10% | 6.05% | 4.11% | - | 2.78% | 6.24% | 3.96% | - | 2.80% | 5.37% | 3.79% |

表 2 各城区样品的总误差比较

Tab.2 Comparison of total errors for all samples

| Sample | Axelsson | Chen | Shao | Shen | Mongus | Pingel | We |
|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------|--------------|--------------|
| Samp11 | 10.76% | 13.92% | 11.88% | <u>6.34%</u> | 11.01% | 9.00% | 12.83% |
| Samp12 | 3.25% | 3.61% | 4.02% | 3.15% | 5.17% | 2.97% | <u>2.65%</u> |
| Samp21 | 4.25% | 2.28% | 5.27% | 4.35% | 1.98% | 1.46% | <u>1.36%</u> |
| Samp22 | 3.63% | 3.61% | 6.30% | 3.57% | 6.56% | <u>3.22%</u> | 4.68% |
| Samp23 | 4.00% | 9.05% | 4.80% | 5.33% | 5.83% | 7.48% | <u>3.88%</u> |
| Samp24 | 4.42% | <u>3.61%</u> | 5.40% | 6.24% | 7.98% | 4.16% | 4.10% |
| Samp31 | 4.78% | 1.27% | <u>1.21%</u> | 4.52% | 3.34% | 2.20% | 1.72% |
| Samp41 | 13.91% | 34.03% | 5.34% | 6.84% | 3.71% | 9.23% | <u>3.59%</u> |
| Samp42 | <u>1.62%</u> | 2.20% | 2.14% | 4.08% | 5.72% | 3.05% | 2.14% |
| Mean of T.E | 5.62% | 8.18% | 5.15% | 4.94% | 5.70% | 4.75% | <u>4.11%</u> |
| Mean of T.I | 7.72% | - | 6.51% | 5.34% | 3.36% | 4.88% | <u>3.10%</u> |
| Mean of I. II | 4.94% | - | <u>3.62%</u> | 4.76% | 9.07% | 5.18% | 6.05% |

差相对其他算法增幅不显著的情况下,在 9 个样本区的 I 类误差均值和总误差均值均达到最小值,其比较结果表明了文中方法的有效性和可靠性。

图 3 分别给出了 Samp12(图(a)~(c))和 Samp22(图(d)~(f))滤波前的 DSM、滤波后的 DEM 以及 I 类、II 误差的分布图。从图中可以看出,各类大小不同的房屋、地面上的小汽车、坡道上的栏杆及陡坡上的植被都得到了较有效地识别,并且较好地保留了地形细节特征。对比图(b)和图(c)、图(e)和图(f)可以看出,II

误差分布较大的主要原因是地面上一些非常低矮的地物没有滤除,在滤波算法中,用于判别点云属性的阈值 et 设为 0.5 m,如果不考虑内插误差的影响,凡是高程低于 0.5 m 的地物都会被误判为地面点。如果降低 et 的值,则会在降低 II 误差的同时,由于局部的地形起伏点被误判为地物点,增大 I 类误差。在实际工作中,可以通过降低阈值 et 的方法,在 I 类误差增幅不大的情况下,降低 II 误差,从而大大减少人工编辑的工作量。

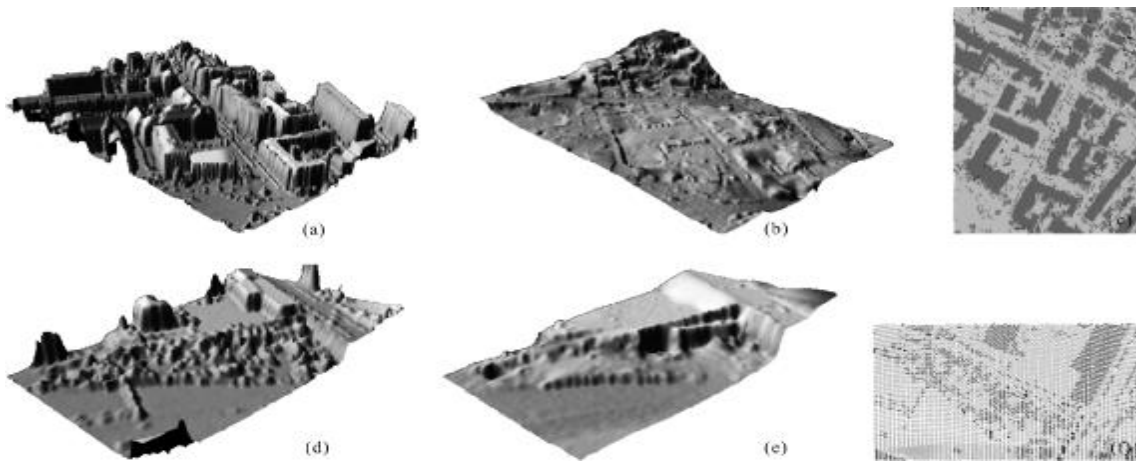


图 3 Samp12 和 Samp22 样本区滤波前的 DSM、滤波后的 DEM 及误差分布图

Fig.3 DSM before filtering, DEM after filtered and error distribution for Samp12 and Samp22

2.2 实验二

为了验证文中算法的普适性, 选择了国内丘陵地区的某一居民地, 其正射影像及 DSM 如图 4(a)和图(b)所示, 区域大小为 $670\text{ m} \times 430\text{ m}$, 总点数为 point 311 939 个, 地面高差为 40 m , 平均点云密度为 0.92 point/m^2 。采用文中算法的滤波参数设置为:

网格大小 $c=1$, 初始高差阈值 $et=0.3\text{ m}$, 坡度 $s=0.05$, 自动获取最大窗口尺寸。滤波后的 DEM 如图 4(c)所示, 对照图 4(a)和(b), 目视解译可以看出, 位于坡顶、斜坡和陡坡上的房屋、植被等都得到了有效识别, 而且较好地保留了地形细节特征, 进一步验证了文中算法的有效性和普适性。

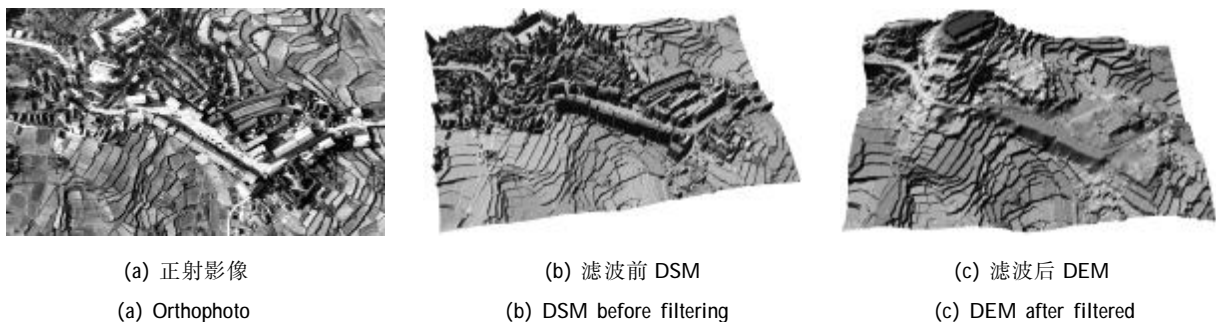


图 4 正射影像、滤波前的 DSM 和滤波后的 DEM

Fig.4 Orthophoto, before filtering and DEM after filtered

3 结论

文中提出了一种基于迭代多尺度形态学开重建的城区机载 LiDAR 数据滤波方法(MORF), 较好地解决了现有的基于形态学滤波方法的最大窗口需人工选取的问题。通过采用 ISPRS 提供的 9 个不同复杂度城区的样本数据进行滤波实验, 并与文献报道的 6 种最优滤波算法进行对比, 实验结果表明该方法在统一滤波参数的设置下, 对含有各种复杂地形地物特征的城市场景均有较强的适应性, 可取得较好的滤波效果。下一步的研究工作将放在地物的自

动提取方面, 即将地物点进一步分类为建筑物、植被、汽车等。

参考文献:

- [1] Sithole G, Vosselman G. Experimental comparison of filter algorithms for bare-earth extraction from airborne laser scanning point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 59(1-2): 85-101.
- [2] Huang Xianfeng, Li Hui, Wang Xiao, et al. Filter algorithms of airborne LiDAR data: review and prospects[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38(5): 466-469. (in Chinese)

- 黄先锋, 李卉, 王潇, 等. 机载 LiDAR 数据滤波方法评述 [J]. 测绘学报, 2009, 38(5): 466-469.
- [3] Meng X, Currit N, Zhao K. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2010, 2(3): 833-860.
- [4] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models [J]. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2000, 33 (B4/1): 110-117.
- [5] Sun Chongli. Improved hierarchical moving curved filtering method of LiDAR data [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(2): 349-354. (in Chinese)
孙崇利. 改进的多级移动曲面拟合激光雷达数据滤波方法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(2): 349-354.
- [6] Chen Q. Filtering airborne laser scanning data with morphological methods [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2007, 73(2): 175-185.
- [7] Shao Y. Ground point selection and building detection from airborne LiDAR data [D]. Taiwan: National Central University, 2007.
- [8] Zhang K, Chen S C, Whitman D, et al. A progressive morphological filter for removing nonground measurement from LiDAR data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(4): 872-882.
- [9] Shen Jing. Airborne LiDAR data filtering by morphological reconstruction method [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(2): 167-175. (in Chinese)
沈晶. 用形态学重建方法进行机载 LiDAR 数据滤波[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2011, 36(2): 167-170.
- [10] Mongus D, Falik B. Parameter-free ground filtering of LiDAR data for automatic DTM generation [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67: 1-12.
- [11] Thomas J Pingel, Keith C Clarke, William A McBride. An improved simple morphological filter for the terrain classification of airborne LiDAR data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 77: 21-30.
- [12] Soille P. *Morphological Image Analysis, Principles and Applications*[M]. 2nd ed. Berlin: Springer-Verlag, 2003.
- [13] D'Errico J. Inpaint_nans.m [EB/OL]. [2013-04-21]. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/4551>.
- [14] Sithole G, Vosselman G. The full report: ISPRS comparison of filters[R/OL]. [2013-02-12]. <http://www.itc.nl/isprswgIII-3/filtertest/>.