

多站激光点云数据全自动高精度拼接方法研究

李 健¹ 王宗敏¹ 马玉荣² 田智慧¹

1 郑州大学水利与环境学院,河南 郑州,450001

2 郑州大学图书馆,河南 郑州,450001

摘 要:针对目前多站点云数据拼接存在的效率低和自动化程度低等问题,提出了基于地面激光点云强度信息的2D-3D点云数据高精度全自动拼接方法。首先,将强度信息通过三次样条插值算法生成二维影像,采用基于图形处理器(GPU)的加速尺度不变特征变换(SIFT)算子匹配得到二维同名特征点,剔除粗差;然后,反算得到特征点在三维点云中的坐标,并通过三维空间法向量对三维同名特征点进行精炼。利用精炼的三维特征点进行多站点云数据拼接,可提高多站点云海量数据拼接的精度和效率。

关键词:地面激光;点云数据拼接;2D-3D全自动拼接;三维特征点精炼;点云衍生信息

中图分类号:P237.3; TP751 **文献标志码:**A

地面激光扫描仪获得扫描对象完整的点云数据信息需经过多站扫描,而每站扫描获取的点云数据只能覆盖扫描对象的部分区域,且每站点云数据坐标系都相对独立。只有经过拼接才能将多站扫描转换到统一的坐标系统中,进而得到扫描对象完整的点云数据。将不同视点和坐标系统中的点云数据统一到固定坐标系统的过程叫做点云数据拼接。点云数据多站拼接是点云数据处理的基础和关键。目前,多站点云数据拼接算法中具有代表性和适用性的算法有基于最近点迭代的ICP算法^[1-2]、基于点云表面三维几何特征的拼接算法和基于强度图像的拼接算法等。

最原始的ICP算法是在两个点集中寻找邻近点对,估计刚性旋转参数,并应用于一点集,然后进行迭代运算直到收敛为止^[3-4]。ICP算法存在一些不足:①计算的同名点对邻域最小值必是全局最小值;②从计算代价方面来看耗时较多,因为ICP算法不仅需要通过迭代运算求最小值,而且需用搜索算法找到一点集里每个点在另一点集里对应的点。文献[5-7]对ICP算法进行了改进,采用多分辨率尺度搜索和邻近搜索同名点来提高同名点搜索的效率和精度。总之,ICP算法需设定初始拼接参数,且精度受初始拼接参数的影响。文献[8]提出了一种基于三维骨架的方法,首先从两个深度图像中提取骨架,然后进行匹配

来确定初始配准参数。文献[9]提出了基于傅立叶变换频率域的初值计算方法。文献[10]利用初配准旋转对称物体的正面和背面,使用3D Hough变换来寻找初始近似的三维相似变换参数,然后利用点到切平面距离误差最小公式完成配准。文献[11]在三维点云数据中搜索对应的特征线和面代替二维空间中强度图像进行配准,利用图像算法配准各个单独的扫描站到中心站。文献[12]使用旋转图像中的点对完成配准,用几何特征一致性寻找同名点,并求取刚性转换参数,最后通过改进ICP算法精炼和修正转换关系。文献[13]针对人工建筑物中存在的几何特征关系对点云数据进行配准。根据点云数据中平面与平面的重合关系,推导点在平面上和平面法线平行的两种线性不等约束条件;在6独立参数模型中增加几何特征约束的不等约束条件组成了附有约束条件的配准模型。这种配准模型适用于规则的人工建筑物。

从以上国内外对多站点云数据拼接研究的现状中可以看出,ICP及其改进算法需要精确初始拼接参数,且需通过迭代求取最佳转换参数。基于三维特征的拼接算法在三维点云数据中寻找特征以及同名点较困难,运算量大、效率低且三维匹配得到的同名点误差也较大。利用地面激光点云数据衍生信息如强度信息、反射率信息、距离信息,生成点云数据的强度影像、反射率影像、距离

收稿日期:2014-04-11

项目来源:河南省教育厅教学技术重点研究项目(14A420002)。

第一作者:李健,博士,讲师,现从事LiDAR点云数据处理与应用及三维重建方面的研究。E-mail:lijian5277@163.com

图像,通过影像匹配得到对象特征以及同名点。该方法效率高,但噪声影响较大,误匹配较多且未实现自动拼接,不能满足多站点云高精度拼接的需要。因此,目前多站点云数据拼接仍存在精度不高、拼接效率较低、自动化拼接程度不高等问题。针对这些问题,本文提出了 2D-3D 多站点云数据的高精度全自动拼接方法,并通过实验验证了该方法的精度和效率。

1 关键技术

本文提出的 2D-3D 多站点云数据拼接方法的主要思想是通过点云数据衍生信息,如强度、反射率等信息,插值生成二维图像,再将二维图像采取图形处理器(GPU)加速尺度不变特征变换(SIFT)匹配算子获取二维同名特征点,将二维特征点反投到三维点云数据中,根据三维空间同名特征点处法向量夹角精炼特征点,最后求取转换参数。其主要技术流程如图 1 所示。

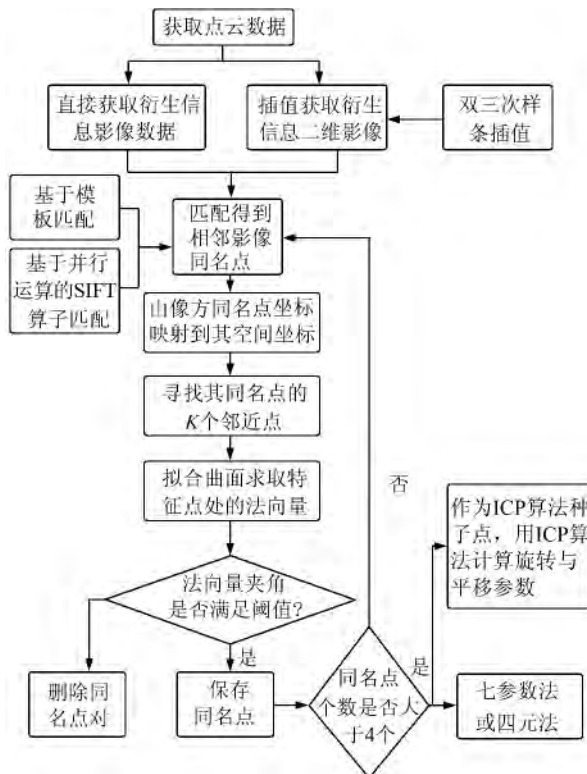


图 1 关键技术

Fig. 1 Key Technical Route

2 2D-3D 多站点云数据拼接方法

2.1 强度信息三次样条插值

地面激光数据采集过程中,不仅记录了对象表面的三维坐标信息,同时还记录了对象的反射

率、反射强度、点到扫描仪中心的距离、水平角、垂直角以及偏差值等信息,这些信息被称为地面激光点云的衍生信息,在点云数据处理过程中常常被忽略。在点云数据分类、分割、特征提取过程中,只用点云数据的空间几何信息不能满足要求,故将点云数据的衍生信息作为点云数据处理的一部分是非常必要的。本文所利用的点云数据衍生信息主要是强度和反射率,将它们通过差值运算转换成二维图像数据。由于点云数据采集过程中会出现盲区,导致部分区域内没有回波信息以及对对象边缘信息,而这些信息恰恰是点云数据特征信息丰富的部分,是二维影像数据匹配的关键。这些区域信息的丢失将会影响到影像匹配特征的数量和匹配的精度,因此,通过插值算法将点云数据衍生信息转换成完整二维图像是必不可少的。

常用的插值算法有邻近插值、Lagrange 插值、Kergin 插值、B 样条插值、Hermite 插值和三次样条插值等,可将这些插值算法归为零阶插值、线性插值和高阶插值三类^[14]。零阶插值算法较简单,精度不高,且插值出来的图像连续性不好。线性插值利用 4 个邻近点的值在两个方向上做线性内插,可克服图像不连续性,但精度仍然较低,且得到的图像较模糊。高阶插值算法理论上能够重建完全连续光滑的图像,比前两种插值算法效果好,但较复杂,计算量较大。

本文将点云数据的强度信息生成二维图像,分别不经过插值运算生成二维图像、使用最邻近插值算法和三次样条插值算法生成二维图像,然后进行对比。不经过插值运算,直接利用激光扫描点云数据的原始强度信息得到二维强度图像(见图 2),得到的图像非常模糊,并且数据不连续,找不到明显的特征。最邻近插值算法得到的二维强度图像如图 3 所示,图像连续性较好,也较平滑,但特征仍然不明显,匹配算法能够搜索到的特征点少,且容易出现误差。三次样条插值得到的二维图像如图 4 所示,图像非常清晰,特征明显,一些微小的细节特征都能反映出来,连续性好,能为特征匹配提供较好的数据源。

通过分析及以上实验,综合考虑运算效率与插值精度,本文选择三次样条插值,公式为:

$$G(\sigma) = \begin{cases} 1 - 2|\sigma|^2 + |\sigma|^3, & |\sigma| < 1 \\ 4 - 8|\sigma| + 5|\sigma|^2 - |\sigma|^3, & 1 \leq |\sigma| \leq 2 \\ 0, & |\sigma| > 2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, σ 为采样空间距离,对曲面的平滑度进行

控制。

从公式可以看出三次样条插值是低次的分段插值算法,计算量不大,同时又有足够高的插值精度,能够保证各段在连接处的光滑性。

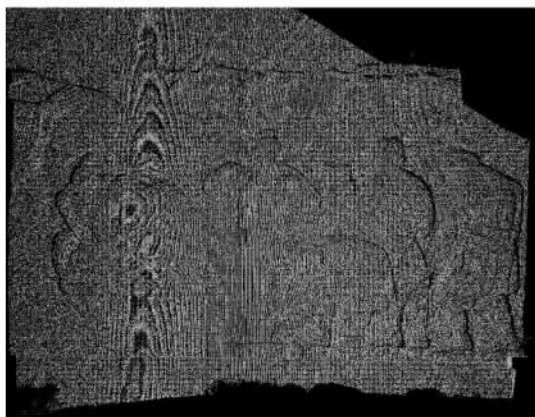


图2 直接生成二维强度图像

Fig. 2 Two-Dimensional Intensity Image
Generated Directly



图3 最邻近插值法生成的二维强度图像

Fig. 3 Two-Dimensional Image Generated by Nearest
Neighbor Interpolation Method



图4 三次样条插值生成的二维强度图像

Fig. 4 Two-Dimensional Image Generated by Cubic
Spline Interpolation

2.2 GPU加速SIFT匹配算法

由于SIFT算子是在高维空间中寻找邻近点,计算量非常大,仅使用CPU进行计算效率

低,难满足实时运算的要求^[15]。基于GPU的通用计算是现代并行计算的一个新的分支,它的浮点运算与矩阵运算能力是CPU的数十倍,并且具备了很强的并行运算和可编程能力,可以辅助CPU完成图形图像处理以外的其他运算^[16]。

基于GPU并行运算的SIFT匹配过程如下。

1) GPU硬件初始化,读取影像数据到内存,然后把不同尺度 σ 的高斯核数据从内存中读入到GPU的存储器中。

2) 利用CPU进行高斯差分尺度空间中的局部极值点(最大或最小)的检测,记录其所处的位置以及所对应的尺度。通过比较影像强度主曲率与设定阈值来剔除多余的点。

3) 确定关键点主方向。启动一个Kernel计算在GPU中计算所得到的关键点附近像素的梯度大小和方向,利用高斯权重函数对关键点邻域内的各像素的梯度大小进行高斯加权,通过累加建立方向直方图,检测直方图的峰值来确定关键点的主方向。

4) 计算SIFT算子描述符。CPU比GPU具有较强的逻辑判断能力,因此,通过CPU计算得到以关键点为中心的 17×17 块图像数据的尺度、位置和方向的SIFT描述符^[17]。

5) 进行基于SIFT的特征匹配,确定匹配特征点。立体像对的SIFT特征描述符生成以后,将维度数据按照原始点的自然顺序读入共享存储器,在此过程中需要优化距离计算方法和线程块内线程数量的分配。对于两点的距离计算,首先必须保证每个维度差值的平方在同一时刻被计算,而不是使用内循环方式;其次必须保证维度数目的中间结果的累加方式高效^[18]。

2.3 基于三维空间法向量的特征点精炼

激光衍生信息插值匹配得到的特征点是在二维图像上面通过反投计算得到的在三维点云数据中对应的特征点。而二维图像中的特征点在三维点云数据中未必是特征点,为了进一步精确定位特征点并剔除粗差,本文将通过特征点的法向量来对特征点进行精炼。特征点法向量是指由特征点及附近 K 个点所拟合的曲面在特征点处切平面的法向量,如图5所示。

三维空间法向量特征点精炼算法的原理为:如果是同名特征点,那么,在三维点云数据中,由同名特征点及邻近 K 个点所拟合得到的曲面在特征点处的法向量是相同或者近似的,通过计算三维空间中同名特征点处的法向量的夹角来更加精确地提取同名特征点。

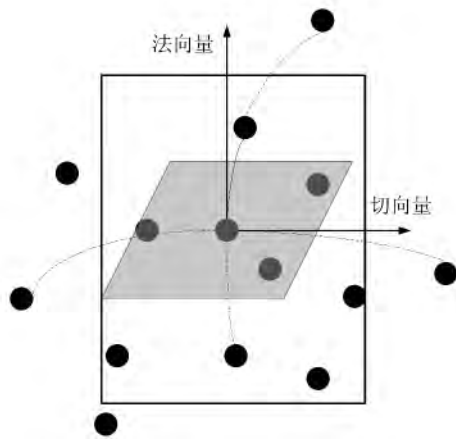


图 5 特征点的法向量

Fig. 5 Normal Vector of Feature Points

最小二乘拟合函数为^[19]:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i(x) p_i(x) = \mathbf{P}^T(x) \boldsymbol{\alpha}(x) \quad (2)$$

式中, i 为所分块的编号; $\boldsymbol{\alpha}(x) = [a_1(x) \ a_2(x) \ \dots \ a_n(x)]$ 为待求系数, 是坐标 x 的函数; $\mathbf{P}(x) = [p_1(x) \ p_2(x) \ \dots \ p_n(x)]^T$ 称为基函数, 它是一个 k 阶完备的多项式; n 是基函数的项数。

对于 m 维基函数 $\mathbf{P}(x)$, 形函数为:

$$\boldsymbol{\varphi}^m(x) = [\varphi_1^m \ \varphi_2^m \ \dots \ \varphi_n^m] = \mathbf{P}^T(x) \mathbf{A}^{-1}(x) \mathbf{B}(x) \quad (3)$$

$$\mathbf{A}(x) = \sum_{i=1}^n w(x - x_i) \mathbf{P}(x_i) \mathbf{P}^T(x_i) \quad (4)$$

$$\mathbf{B}(x) = [w(x - x_1) \mathbf{P}(x_1) \ w(x - x_2) \mathbf{P}(x_2) \ \dots \ w(x - x_n) \mathbf{P}(x_n)] \quad (5)$$

将式(3)~(5)代入式(2), 整理后得到移动最小二乘拟合函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \varphi_i^m(x) y_i = \boldsymbol{\varphi}^m(x) \mathbf{y} \quad (6)$$

式中, $\varphi_i^m(x)$ 为形函数; m 为基函数的阶数。

权函数影响移动最小二乘法拟合的精度, 权函数有高斯函数、指数函数、三次 B 样条函数和 4 次 B 样条函数, 本文选择高斯函数。高斯函数的紧支性较强, 适合于连续移动最小二乘表面拟合。高斯权函数为:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.999\ 867\ 39 & -0.000\ 163\ 161 & -0.162\ 837\ 50 & 0.0 \\ 0.0 & 0.999\ 949\ 805 & -0.010\ 019\ 38 & 0.0 \\ 0.016\ 284\ 567 & 0.010\ 018\ 059 & 0.999\ 817\ 209 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

实验结果表明, 本文所提出的方法适用于单

$$\theta(x) = \exp[-(x/\sigma)^2] \quad (7)$$

通过特征点处拟合曲面法向量的计算, 对在二维衍生信息图像中所得到的同名特征点进行约束来提高同名特征点的精度。利用匹配得到的同名特征点计算变换参数与旋转矩阵, 匹配得到的同名点必须大于或等于三个才能解算转换矩阵的参数, 实现两站点云数据的自动拼接。

3 实验与分析

3.1 东湖石刻拼接实验

地面激光从两个不同测站对石刻进行扫描获取扫描数据, 采集的点云数据总共为 1.2 G, 扫描站之间的距离为 6 m, 扫描石刻长 6.25 m, 高 4.873 m, 垂直扫描分辨率为 0.012°, 水平扫描分辨率为 0.011°, 扫描点云密度为 1.5~3 mm, 采用了高速扫描模式, 单站点云数据为 20 168 250 个点, 如图 6 所示。通过三次样条插值算法得到的强度影像如图 4 所示。

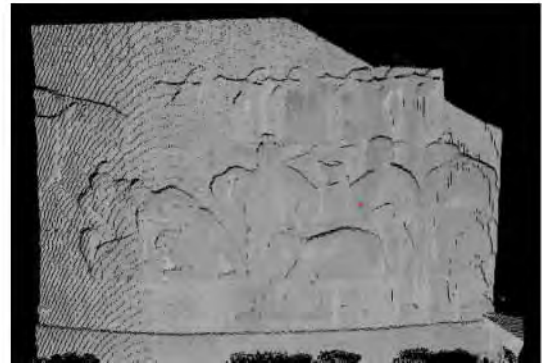


图 6 东湖石刻点云数据

Fig. 6 Point Clouds of Donghu Carved Stone

由于两扫描站距离较近, 插值得到的强度影像有 87% 的重叠率, 利用基于 GPU 的加速 SIFT 算法进行两幅二维强度影像的匹配, 用时 19 s, 得到了 2 337 个同名特征点, 剔除粗差与误差点后, 在二维空间中得到 904 个特征点。为了提高特征点的精度和准确度, 需在三维空间中进一步对特征点进行精炼, 得到 105 个三维特征点, 如图 7 所示。由 105 个特征点计算得到两站点云数据的旋转矩阵 \mathbf{R} , 拼接中误差为 0.000 9 m。

站数据量两千万左右的点云数据拼接, 得到了较

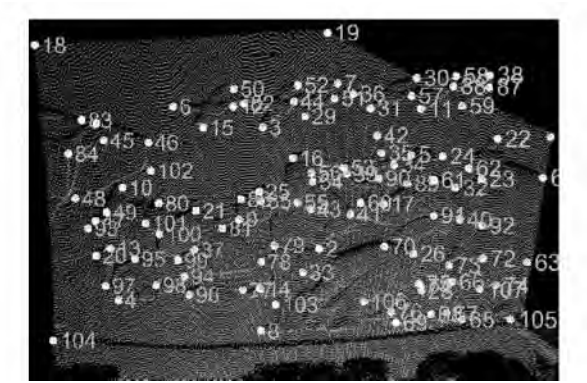


图 7 精炼后的三维特征点
Fig. 7 3D Feature Points After Refining

高的拼接效率和拼接精度;而 ICP 算法适用于单站云数据量不超过五百万的数据拼接。

3.2 石狮点云拼接实验

利用地面激光扫描仪对石狮进行点云数据采集,详细信息如表 1 所示。

表 1 石狮扫描详细信息
Tab. 1 Information of Stone Lion Scanning

扫描对象	石狮(长 1.6 m,高 3.1 m,宽 1 m)
扫描距离	4~10 m
扫描站数	8 站(8 方向)
扫描重叠率	约 35%~65%
扫描分辨率	2~4 mm
总数据量	约 2 GB
扫描时间	约 2 h

原始扫描点云数据如图 8 所示,从扫描点云数据中可看出有些部位由于遮挡及反射角度问题没有回波信号,导致点云数据缺失,要获取完整的二维强度影像数据就需通过合适的插值算法进行插值运算。



图 8 石狮原始扫描点云数据
Fig. 8 Original Point Cloud Data of Stone Lion

通过处理将点云数据中的石狮数据筛选出来,再使用三次样条插值算法分别对扫描点云数据强度信息和反射率信息进行插值生成二维影像,如图 9 所示。从图 9 中可以看出,通过三次样条插值运算得到的灰度图像较完整,特征明显,特征信息丰富,能满足图像匹配中特征点获取的精度要求。实验结果也表明,激光点云数据衍生信

息中的强度信息与反射率信息得到的插值图像基本一致。



图 9 三次样条插值得到的石狮图像
Fig. 9 Stone Lion Image Generated by Cubic Spline Interpolation

利用插值得到的二维强度图像进行特征匹配提取同名特征点。基于 GPU 并行运算的 SIFT 匹配算法效率很高,耗时约 69 s,而经过 GPU 并行运算的 SIFT 匹配算法,同样的两幅图像匹配需要 3~4 min。匹配得到的同名点存在误匹配,需增加约束条件来进一步精炼特征点,剔除误匹配特征点和粗差。

如图 10 所示,精炼后匹配得到的同名特征点的数量大大减少,由最初的几百个减少到几十个,精度得到提高。用精炼后的特征点进行拼接,拼接结果如图 11 所示。

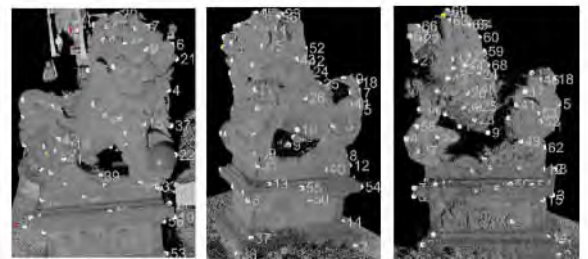


图 10 三维空间精炼特征点
Fig. 10 Stone Lion Image Generated by Cubic Spline Interpolation

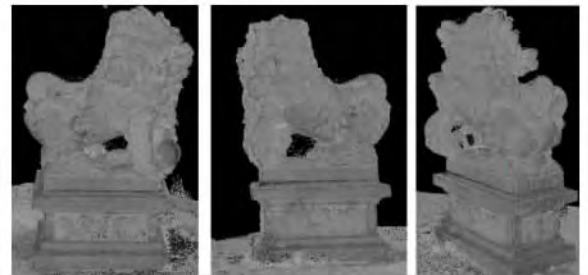


图 11 拼接后的石狮点云
Fig. 11 Stone Lion Point Cloud After Mosaicking

由表 2 可以看出,利用 ICP 算法两站拼接的收敛时间(总耗时)是 65 s,当站数增加时,耗时

并不是简单累加而是成级数倍增长,而 2D-3D 拼接的 8 站总耗时是 274 s,在耗时上明显优于 ICP 算法,效率更高。从精度上看,ICP 算法的拼接精度是 2.4 mm,而 2D-3D 拼接精度是 1.3~1.8 mm,可看出后者精度较高。因此,本文采用的 2D-3D 点云拼接方法能够提高多站点云数据拼接的效率和精度。

表 2 2D-3D 拼接方法与 ICP 算法对比

Tab. 2 Contrast of 2D-3D Mosaicking with

ICP Algorithm				
ICP 算法	石狮点云数	迭代次数	48	由于数据量大,只用两站数据 据进行实验
	据(两站约 71 万个点)	收敛时间	65 s	
		拼接精度	2.4 mm	
2D-3D 拼接方法	石狮点云数	总耗时	约 274 s	8 站数据全部 拼接完成
	据(八站点云)	拼接精度	1.3~1.8 mm	

4 结 语

本文针对目前多站点云数据拼接中效率低、精度低及需要人工干预等问题,提出了多站点云数据拼接的新方法——2D-3D 多站点云数据拼接方法。该方法利用基于 GPU 加速的 SIFT 算法对插值得到的二维强度图像提取同名特征点,并利用特征点三维空间法向量进行精炼,得到精确同名特征点,最终求取坐标转换参数。两组实验结果表明,该方法适用于特征明显的扫描对象(如建筑物、石刻、雕塑等)、扫描重叠率大于 35%、扫描距离小于 100 m 的大数据的拼接,且具有较高的拼接效率和拼接精度。对于扫描对象特征不明显、重叠率小、扫描距离较远的点云数据拼接需进一步完善研究。

参 考 文 献

- [1] McKay N, Besl P. A Method for Registration for 3-D Shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256
- [2] Zhang Zhengyou. Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves and Surfaces[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 13(2): 119-164
- [3] Medioni G, Chen Y. Object Modeling by Registration of Multiple Range Images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 156-168
- [4] Yang Xianhui, Wang Huinan. Application Research of ICP Algorithm in 3D Point Cloud Alignment[J].

- Computer Simulation*, 2010, 27(8): 235-238(杨现辉,王惠南. ICP 算法在 3D 点云配准中的应用研究[J]. *计算机仿真*, 2010, 27(8): 235-238)
- [5] Chen Y, Medioni G. Object Modelling by Registration of Multiple Range Images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, 10(3): 145-155
- [6] Park S Y, Subbarao M. A Fast Point-to-Tangent Plane Technique for Multi-view Registration[C]. *The Fourth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, Banff, Alberta, Canada, 2003
- [7] Johnson A E, Hebert M. Surface Matching for Object Recognition in Complex Three-dimensional Scenes[J]. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(9/10): 635-651
- [8] Murino V, Ronchetti L, Castellani U. Reconstruction of Complex Environments by Robust Pre-aligned ICP[C]. *3-D Digital Imaging and Modeling*, Quebec City, Que, 2001
- [9] Lucchese L, Doretto G, Cortelazzo G M. A Frequency Domain Technique for Range Data Registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(11): 1 468-1 484
- [10] Sablatnig R, Kampel M. Model-Based Registration of Front- and Backviews of Rotationally Symmetric Objects[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2002, 87(1-3): 90-103
- [11] Stamos L M. Automated Feature-Based Range Registration of Urban Scenes of Large Scale[C]. *The IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Madison, 2003
- [12] Johnson A E, Hebert M. Surface Matching for Object Recognition in Complex Three-Dimensional Scenes[J]. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(9/10): 635-651
- [13] Zheng Dehua, Yue Dongjie, Yue Jianping. Geometric Feature Constraint Based Algorithm for Building Scanning Point Cloud Registration[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2008, 37(4): 464-468(郑德华,岳东杰,岳建平. 基于几何特征约束的建筑物点云配准算法[J]. *测绘学报*, 2008, 37(4): 464-468)
- [14] Sheng Min. Research on the Methods of Nonlinear Interpolation for Digital Image Processing[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2009(盛敏. 数字图像处理中非线性插值方法的应用研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2009)
- [15] Kim J, Park E, Cui et al X. A Fast Feature Extraction in Object Recognition Using Parallel Processing on CPU and GPU[C]. *Systems, Man and Cyber-*

- netics, San Antonio, TX, 2009
- [16] Bjorke K. Image Processing on Parallel GPU Pixel Units[C]. The 2nd International Conference on Advanced Computer Control, Shenyang, 2010
- [17] Anderson K, Wang Y, Camargo A. Real-Time Unmanned Aircraft Systems Surveillance Video Mosaicking Using GPUs[C]. The International Society for Optical Engineering, Orlando, Florida, 2010
- [18] Flannery F, Toal D, Horgan J. Towards Real Time Vision Based UUV Navigation Using GPU Technology[C]. Oceans 2009-Europe, Bremen, 2009
- [19] Chen Meijuan, Chen Yumin. The Improved Moving Least-Square Approximation[J]. *Chinese Quarterly of Mechanics*, 2003, 24(2): 266-272 (陈美娟, 程玉民. 改进的移动最小二乘法[J]. *力学季刊*, 2003, 24(2): 266-272)

Automatic and Accurate Mosaicking of Point Clouds from Multi-station Laser Scanning

LI Jian¹ WANG Zongmin¹ MA Yurong² TIAN Zhihui¹

1 College of Water Conservancy and Environment Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2 Library of Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: The mosaicking of point clouds is a key step in point cloud processing. We propose a point cloud mosaicking technology for multi-station laser scanning based on 2D image matching and 3D corresponding feature point refinement to solve the problems in existing point cloud mosaicking methodologies for multi-station laser scanning, such as low efficiency, poor accuracy, and low automation. Firstly, the 2D images are generated from the derivative information from laser scanning data using interpolation algorithms. Secondly, 2D corresponding feature points are obtained using GPU acceleration SIFT image matching, eliminating gross errors. Finally, 3D corresponding feature points are acquired using an inversion algorithm; identifying whether they are same corresponding feature points in the 3D point cloud. Experiments demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: terrestrial laser; mosaicking of point clouds; 2D-3D automatic mosaicking; refinement of 3D feature points; derived information of laser point clouds

First author: LI Jian, PhD, lecturer, specializes in LiDAR data processing and 3D reconstruction. E-mail: lijian5277@163.com

Foundation support: Science and Technology Key Project of the Education Department Henan Province, No. 4A420002.