

结合图像特征的多视拼接数据的消冗处理*

储 珺, 冯莉莉, 王 璐, 张桂梅

(南昌航空大学 计算机视觉研究所, 南昌 330063)

摘要: 在不丢失非重叠区域数据的情况下, 对多视拼接重合区域的三维点云数据进行消冗处理是三维拼接中的一个难题。针对这一难题, 提出了一种结合二维图像信息查找和消除冗余数据的新方法。算法首先查找位于拼接重叠区域的三维点云数据, 结合三维点的K近邻约束和对应像素特征描述的相似度, 对重叠区域的点云数据进行冗余查找和消除。实验表明, 该方法能够准确判断并消除冗余点, 没有造成更改或丢失非重叠区域三维数据点的不良效果, 消冗速度也有所提高。

关键词: 多视拼接; 包围盒; 重叠区域; 冗余点; K近邻; DAISY特征描述子; 相似度

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)06-1874-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.06.072

Redundancy processing for 3D point data after multi-view registration combined with image features

CHU Jun, FENG Li-li, WANG Lu, ZHANG Gui-mei

(Institute of Computer Vision, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: It is a difficult problem to make a redundancy processing for 3D point of overlapping areas after multi-view registration without any loss of data of non-overlapping areas. For this problem, this paper put forward a new algorithm, which found and eliminated the redundant data of overlapping areas combined with 2D image information. Firstly, it found the 3D point located in overlapping areas. Then it found and eliminated the redundant point of overlapping areas based on the constraints of K-nearest neighbors and the similarity of descriptors of corresponding pixels. Experimental results show that, the proposed method can estimate and eliminate the redundant point accurately, does not bring about any changing or lossing to the 3D point of non-overlapping areas, the speed is also increased.

Key words: multi-view registration; bounding box; overlapping areas; redundant point; K-nearest neighbors; DAISY descriptor; similarity

大范围的三维场景数据在数字城市建模、文物数字化保护和地形可视化方面有着重要的应用^[1-4]。由于相关设备的三维数据获取受视场角限制, 需要将不同视点下的三维点云数据进行拼接^[5-8]才能形成完整的大范围场景三维模型。三维点云拼接时, 一般对相邻视点三维数据留有一定的重合区域, 通过对重合区域内数据进行配准、消冗, 得到拼接结果。如何在配准后的三维点云中寻找冗余数据, 并进行合理的消冗处理是三维点云数据拼接的一个难点。针对机载激光雷达所得地表三维数据的拼接冗余问题, Liu等人^[9]提出一种基于网格的消冗算法。该算法首先对拼接点云进行网格化处理, 根据落入每个网格内扫描点的情况确定重叠网格边界和网格中心线, 并消除距离中心线较远网格内的冗余点。这种方法通常适用于视点较远时所得到的规则化条带数据, 对近距离面阵拼接数据的消冗不够理想。盛业华等人^[10]提出一种多视点面阵拼接数据的消冗算法。该算法首先对拼接后的所有点云数据与其周围数据点建立K近邻关系, 然后根据各数据点间距离是否小于给定阈值而进行消冗处理。其中, 阈值的选取是通过计算各视

点数据平均距离并取其最小值得到的。但在算法实现时, 配准后的非重叠区域内(同一视点下), 存在某些数据点间距小于该阈值而被误消除的问题; 同时, 由于数据配准得不准确, 在重叠区域内(不同视点下), 存在某些冗余点间距大于该阈值而不能消除的问题。因此, 对于不同点云密度的视点数据, 这种拼接数据的消冗策略并不一定能够带来较好的处理效果。

以上三维点云拼接数据的消冗算法都仅以数据的空间坐标信息作为消冗处理的依据, 随着三维数据获取技术的发展, 三维激光扫描仪和立体相机在获取场景三维数据的同时都能得到场景的二维图像。结合三维点云数据对应的二维图像信息对其进行消冗处理成为一种合理并且值得尝试的思路。基于以上原因, 本文提出了一种结合二维图像信息进行冗余点数据查找并消除的新方法。

1 重叠区域点云的K近邻组织

1.1 重叠区域点云获取

现有的三维点云拼接数据消冗方法通常是将全部数据作

收稿日期: 2012-09-20; 修回日期: 2012-10-29 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60954002); 国家“973”计划资助项目(2009CB320902); 航空基金资助项目(2010ZC56005)

作者简介: 储珺(1967-), 女, 江苏宜兴人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为光学图像处理、机器人视觉、模式识别(chujun99602@163.com); 冯莉莉(1988-), 女, 硕士, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 王璐(1984-), 女, 硕士, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 张桂梅(1970-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为计算机视觉、图形图像处理、模式识别。

为包含冗余点的目标范围,这样在精简数据的同时,一定程度上丢失了部分非重合区域内的数据。本文旨在对拼接重合区域数据进行消冗处理,而对非重合区域内数据不予处理,以保留足够丰富的场景三维信息。因此,自动获取不同视点三维点云配准后的重合区域,并得到相应点云数据集是本文算法的首要任务。在此,本文采用包围盒相交的方法对上述问题进行处理,具体步骤如下:

a) 搜索相邻两个视点的三维点云数据在 X 、 Y 、 Z 三个坐标轴方向的最大值和最小值,分别记为: $X_{1\max}$ 、 $X_{1\min}$ 、 $Y_{1\max}$ 、 $Y_{1\min}$ 、 $Z_{1\max}$ 、 $Z_{1\min}$ 和 $X_{2\max}$ 、 $X_{2\min}$ 、 $Y_{2\max}$ 、 $Y_{2\min}$ 、 $Z_{2\max}$ 、 $Z_{2\min}$ 。以各坐标轴方向上的坐标最值之差为边长建立该视点的立方体包围盒,记为 Box_1 、 Box_2 。

b) 在视点 1 的包围盒 Box_1 内搜索视点 2 的点。如果视点 2 中一点 (X_2, Y_2, Z_2) 满足条件: $X_{1\min} < X_2 < X_{1\max}$ & $Y_{1\min} < Y_2 < Y_{1\max}$ & $Z_{1\min} < Z_2 < Z_{1\max}$, 说明该点位于 Box_1 与 Box_2 相交的重合区域。

c) 在视点 2 的包围盒 Box_2 内搜索落入其中的视点 1 的点 (X_1, Y_1, Z_1) , 同理, 该点应满足条件: $X_{2\min} < X_1 < X_{2\max}$ & $Y_{2\min} < Y_1 < Y_{2\max}$ & $Z_{2\min} < Z_1 < Z_{2\max}$ 。

d) 建立数组 $G[i]$, 将拼接视点 1、2 位于相交包围盒内的点存入数组 $G[i]$ 。假设视点 1、2 分别有 m 、 n 个点, 那么令数组 $G[i]$ 的第 1 至 m 个存储单元存放视点 1 的点, 第 $m+1$ 至 $m+n$ 个存储单元存放视点 2 的点。

通过以上四个步骤可以找出位于重叠区域的点云集合 $G[i]$, 下面仅对重叠区域内的点云数据进行冗余查找和消除。

1.2 建立重叠区域点云的 K 近邻

采用与文献[10]类似的方法, 对重叠区域的点云建立 K 近邻。建立重叠区域包围盒 box , 将该包围盒按重叠区域三维点的平均空间欧氏距离 d 进行分割。设包围盒的最大坐标为 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\max}$, 最小坐标为 $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $z_{\min}$, 那么包围盒将被划分成 $a \times b \times h$ 个小包围盒, 如式(1)所示。

$$\begin{aligned} a &= \text{int}[(x_{\max} - x_{\min})/d] + 1 \\ b &= \text{int}[(y_{\max} - y_{\min})/d] + 1 \\ c &= \text{int}[(z_{\max} - z_{\min})/d] + 1 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, int 为取整函数。重叠区域中某点 $x_i(x, y, z)$ 所在小包围盒单元的索引号 (i, j, k) 可由式(2)计算。

$$\begin{aligned} i &= \text{int}[(x - x_{\min})/d], j = \text{int}[(y - y_{\min})/d] \\ k &= \text{int}[(z - z_{\min})/d] \end{aligned} \quad (2)$$

将重叠区域中每一点的小包围盒索引及其在数组中的序号存入线性链表中, 并用哈希表结构存放各个小包围盒单元中的点。哈希表可以通过小包围盒在 X 、 Y 、 Z 三个坐标方向的索引号直接确定地址。根据点所在的小包围盒网格索引, 在该小包围盒及相邻 27 个小包围盒中寻找 K 邻近, 并采用邻接表的形式存储 K 近邻点^[11]。

2 结合图像特征的消冗处理

上面本文对重叠区域的点云建立 K 近邻组织, 是在三维空间对冗余数据的查找施加了一个初步的约束范围, 但通过前文已知, 仅利用空间距离阈值作为判别依据不能准确找到冗余点, 并会导致冗余点的漏处理和非冗余点的误消除。因此在三维空间 K 近邻点的基础上, 本文进一步结合三维点所对应的二维图像特征准确判断冗余点, 再进行消除。对于二维图像特征的表示, 本文采用特征描述速度较快的 DAISY 局部特征描

述子^[12]进行描述。

DAISY 特征描述子是 2010 年由 Tola 等人提出的, 它在形状上接近 GLOH 特征描述子^[13], 原理上借鉴了 SIFT 特征描述子^[14]计算图像梯度直方图的思想。首先规定梯度的八个方向作为直方图的 bin, 计算八个方向的梯度分布图作为方向图; 再用三个依次递增的标准差的高斯核函数与方向图做卷积得到卷积方向图。以关键点为中心, 5、10、15 为半径建立三个圆环, 每个圆环在八个方向上取得描述位置, 加上关键点位置共 25 个位置, 不同圆环上的描述位置点用其所对应的八个方向的卷积方向图的值作为直方图的 bin; 最后得到 $24 \times 8 + 8$ 维的特征向量。DAISY 特征描述子保留了 SIFT 对旋转、尺度缩放的不变性和对透视畸变、光照等的鲁棒性, 运用梯度的卷积作为描述量加快了描述子的计算过程, 比 SIFT、GLOH 描述子的计算速度快^[15]。鉴于以上优点, 本文采用 DAISY 描述子来对二维图像的像素点进行描述, 通过比较像素点特征的相似度找到冗余点并将其删除。具体实现步骤如下:

a) 根据中心点及其 K 近邻点在数组 $G[i]$ 中的序号查找与中心点所在视点不同的近邻点。如数组 $G[i]$ 中的任意一点 $x_i (1 \leq i \leq m+n)$ 为中心点时, 首先根据序号 i 判断中心点所在视点:

$$\begin{cases} x_i \in \text{视点 1} & 1 \leq i \leq m \\ x_i \in \text{视点 2} & m+1 \leq i \leq m+n \end{cases}$$

然后在中心点 x_i 对应的 K 个近邻点 (本文选取 $K=20$) 中查找与其不同视点的近邻点 x_j 。若不存在这样的近邻点, 直接进入步骤 f) 处理。

b) 寻找中心点 x_i 与其所在视点不同的近邻点所对应二维图像中的像素位置。假设步骤 a) 中找到 $q (1 \leq q \leq k)$ 个空间近邻点与中心点 x_i 属于不同视点, 此步是将其映射到二维图像平面找到对应的像素点位置。

c) 在相应的图像像素位置上运用 DAISY 特征描述子来进行描述, 描述子维度按原文取 200。

d) 计算中心点 x_i 与 q 个近邻点所对应的像素位置上特征描述的相似度 δ 。设 x_j 为 q 个点中的其中一点, $D_i = \{D_{i1}, \dots, D_{is}, \dots, D_{iw}\}$, $D_j = \{D_{j1}, \dots, D_{js}, \dots, D_{jw}\}$, 分别表示点 x_i 与 x_j 对应像素的 w 维的 DAISY 特征描述子。两个像素特征描述子的相似度函数 $\delta(D_i, D_j)$ 表示为

$$\delta(D_i, D_j) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{s=1}^w [(D_{is} - D_{js})^2]}} \quad (3)$$

其中: D_{is} 、 D_{js} 分别表示 D_i 、 D_j 的第 $s (1 \leq s \leq w)$ 维。依次计算该中心点 x_i 与 q 个点的像素特征描述的相似度, 得到 q 个相似度的值。

e) 将 q 个相似度按从大到小的顺序排列, q 个点中使相似度最大的那一点就是与中心点相冗余的点, 将该点与中心点两者之一删除。

f) 查找下一个中心点 x_{i+1} , 返回步骤 a), 重复以上过程, 直至将重叠区域的所有冗余点消除。

g) 最后得到对拼接重叠区域点云消冗后的三维模型。

3 本文算法流程

针对拼接冗余数据的消除, 本文结合三维空间 K 近邻约束和二维图像特征信息来对点云数据进行处理。从相邻拼接视点的点云输入到消冗完成实际上是一个遍历循环的过程, 具体算法流程如图 1 所示。

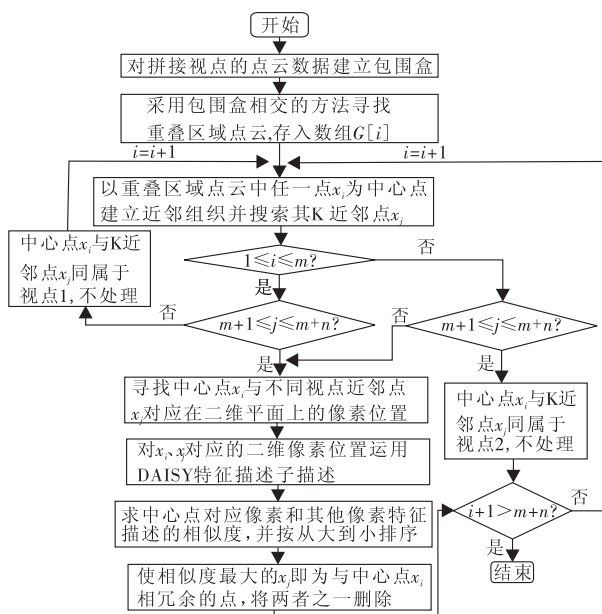


图1 本文算法流程图

图1中,点 x_i, x_j 的下标 i, j 表示其在数组 $G[i]$ 中的存储序号。实验中,将数组 $G[i]$ 中的点按照其存储的先后顺序依次作为中心点 x_i ,按照图1所示流程进行处理,最终完成对重叠区域所有点云数据的消冗。

4 实验结果与分析

本文在 P4 3.4 GHz、1024 MB 内存的计算机上采用 MATLAB 与 C++ 混合编程,为验证本文方法的有效性,分别对室内、外场景的拼接点云进行实验。实验前记录室内外场景拼接视点和重叠区域的待处理点云数目,分别如表1第一行所示。

实验将本文方法与文献[10]的方法进行对比。根据文献[10]的要求,设置相邻拼接视点的最小平均采样点间距为阈值,因此三个场景的阈值分别选定为 0.029、0.036、0.0276 mm。

首先从视觉上对两种算法的实验结果进行分析和对比。图2所示为三个场景中相邻视点的三维点云数据与其对应的二维图像,其中,(a)为室内模拟场景1,(b)为室内模拟场景2(墙角),(c)为带有铁铲的室外沙土地面,三个场景相邻视点的点云分别用蓝色和红色表示。

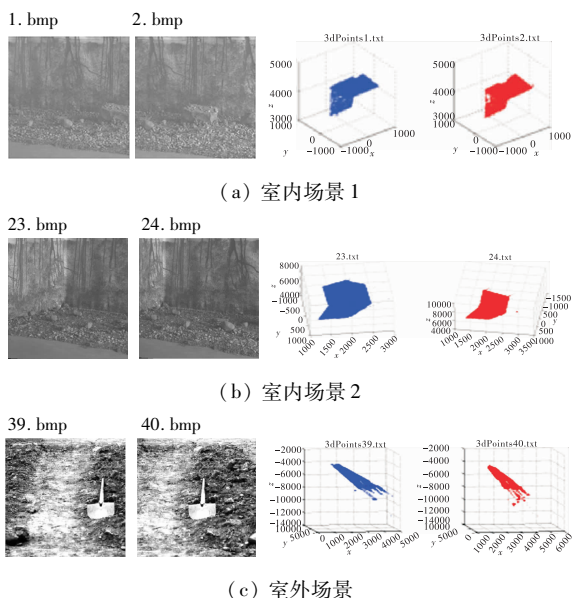


图2 相邻视点的点云及其对应的二维图像

图3表示三个场景中相邻视点拼接后的三维点云模型,可见,拼接后两个相邻视点的点云出现重叠区域。图4所示为利用两种方法对图3中三个场景拼接点云进行消冗处理的结果,其中,(a)~(c)是利用文献[10]的方法对拼接数据进行消冗处理的结果,(d)~(f)是利用本文方法对拼接点云进行消冗处理的结果。

如图4(a)所示,消冗后两个拼接视点重叠区域和非重叠区域的点云密度都比图3(a)中的点云密度有所减小,消冗后图4(b)中非重叠区域红色的点云也比图3(b)中有所减少,图4(c)也是如此,位于非重叠区域的部分采样点云数据被删除。因此,利用文献[10]的方法在消除重叠区域中冗余点云数据的同时对非重叠区域的部分采样点数据造成了误删除(丢失),丢失了本应保留的三维点云信息。造成这一现象的原因是点云分布不均匀,非重叠区域某些三维点间距小于距离阈值所致。相比之下,利用本文方法消冗,重叠区域冗余点云得以消除的同时非重叠区域的点云密度和形状保持不变,如图4(d)~(f)所示。由图4可知,本文方法在准确查找冗余点、保持非重叠区域点云信息不变方面优于文献[10]的方法。

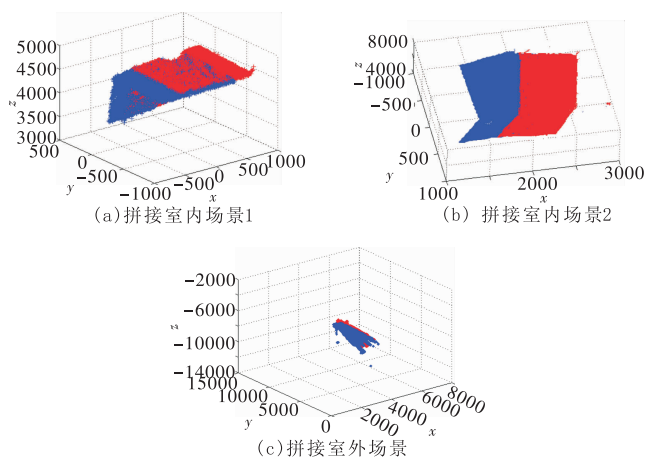


图3 三个场景的拼接点云模型

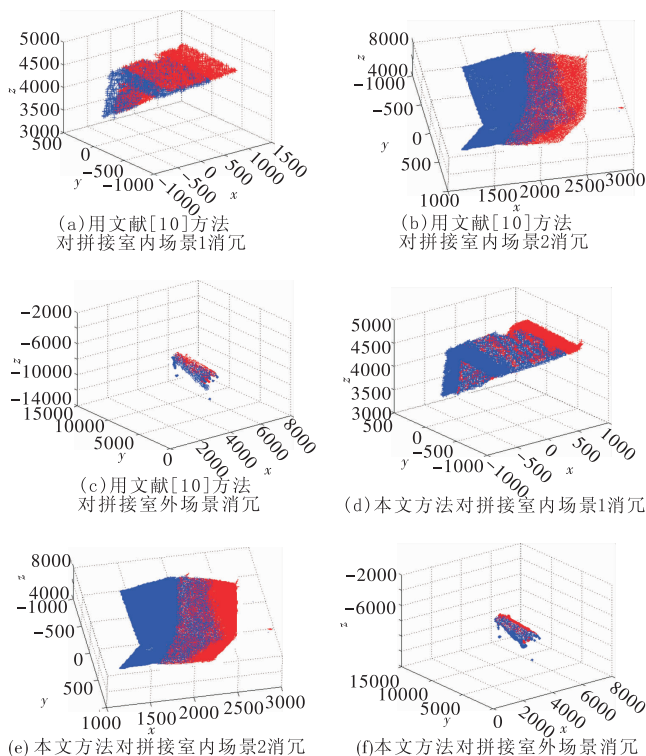


图4 对拼接点云的消冗处理

以上是从视觉上对两种方法实验结果的分析,而后对两种方法的消冗耗时和消冗效果进行定量的分析和对比。

由于配准不精确导致配准后重合区域产生冗余数据,两个不同的三维坐标的点表示空间同一点。为了对比本文方法和文献[10]的消冗效果,定义消冗率来表示重叠区域冗余点被消除的比率,如式(4)所示。

$$\rho = \frac{n}{m} \times 100\% \quad (4)$$

其中: n 表示重叠区域被消除的点云数目; m 表示重叠区域所包含的所有点云,称之为基准点云数据。

文献[10]消除三维点中位于重合区域的冗余点可以通过包围盒相交的方法求得。在第一章中通过包围盒相交得到重叠区域点云进而建立包围盒 box,根据包围盒八个顶点坐标范围可以判断文献[10]消除点中位于重叠区域的冗余点。

三个场景的基准点云以及用两种方法消除的配准重叠区域的点云数目如表1所示。

表1 基准点云以及两种方法消去配准重合区域点的数目

点云	室内场景1	室内场景2	室外场景
基准点云数据	39 227	46 030	25 976
文献[10]消除位于重合区域的三维点	21 449	18 415	12 175
本文方法消除位于重合区域的三维点	19 080	23 508	12 681

根据表1可以得到两种方法对三个场景的消冗比率,记录两种方法的消冗耗时和消冗比值如表2所示。

表2 两种方法消冗所用时间及消冗比值

场景	文献[10]方法		本文方法	
	耗时/s	消冗率/%	耗时/s	消冗率/%
室内模拟场景1	0.993 3	54.8	0.728 74	48.64
室内模拟场景2	1.006 2	40	0.894 4	51.07
室外场景	0.676 9	46.87	0.659 2	48.82

由表2可知,本文方法的消冗耗时比文献[10]少,特别是对两个室内模拟场景提高了0.2 s左右。本文方法首先寻找重叠区域点云,缩小冗余点云查找范围,减少待处理点云数量,虽然步骤比较复杂,但相对于文献[10]直接对拼接视点所有点云进行处理,消冗速度更快。此外,本文对点云的消冗比率稳定在50%左右,而文献[10]对场景1重叠区域的消冗比率为54.8%,在室内场景2中仅消除了40%,还有近乎10%的冗余点没有被消除,可以说文献[10]的方法消去配准重合区域冗余点的比率不够稳定,这是因为该方法仅以三维空间距离阈值作为消冗依据,消去冗余点的数目与场景点云分布格局密切相关,对于不同点云分布密度的场景,消冗比率也就不同。本文在空间K近邻的基础上结合二维图像特征进行消冗,更好地判断没有配准好的两个点(即相冗余的两点)进而消除其中一点,与距离阈值和点云分布没有直接关系,得到的消冗比率比较稳定。综上所述,本文方法对拼接点云数据的消冗处理基本上达到了令人满意的效果。

5 结束语

本文方法在原有方法的基础上提出了结合二维图像特征来对拼接数据进行消冗的新方法。该方法查找相邻拼接视点位于重叠区域的点云并对其建立K近邻,缩小了冗余点云的搜索范围,保持非重叠区域点云数据不变;同时,进一步结合三

维点所对应二维平面上像素特征描述的相似性判断冗余点并进行消除,加强了对冗余点云数据判断的准确性。总的来说,本文方法基本上达到了对拼接点云数据消冗的要求,即在不丢失原有信息的情况下,消除拼接产生的冗余数据,并具有较快的运行速度。不足之处是在已知三维点云数据及其二维图像信息的基础上,还需要知道两者之间的对应关系,这在一定程度上增加了数据获取的难度。

参考文献:

- [1] CHU Jun, LIU Xiao-ping, JIAO Chun-lin, *et al.* Multi-view reconstruction of annular outdoor scenes from binocular video using global relaxation iteration[J]. *International Journal of Robotics and Automation*, 2011, 26(3): 272-281.
- [2] ZHAO Hui-jing, LIU Yi-ming, ZHU Xiao-long, *et al.* Scene understanding in a large dynamic environment through a laser-based sensing [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 127-133.
- [3] KOWDLE A, CHANG Y J, GALLAGHER A, *et al.* Active learning for piecewise planar 3D reconstruction[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2011: 929-936.
- [4] 刘晓茜, 曹卫群, 张璐. 3维复杂树木场景建模及动画制作[J]. *中国图象图形学报*, 2010, 15(1): 136-141.
- [5] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [6] 方昭江, 丁明跃. 自由形态物体多视点深度数据配准方法研究[J]. *中国图象图形学报*, 2000, 5(7): 616-621.
- [7] 朱延娟, 周末水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(4): 475-481.
- [8] 储珺, 聂春梅, 王璐, 等. 基于SIFT特征的多视点云数据配准和拼接算法[J]. *半导体光电*, 2011, 32(3): 442-447.
- [9] LIU Zheng-jun, ZUO Zhi-quan, SONG Yuan-long, *et al.* Automatic point cloud data co-registration and overlap removal methods for high precision terrain modeling and visualization [EB/OL]. (2011-09-27). <http://heritage.whu.edu.cn/lploadfile/dh2011/Liu%20Zheng-jun.pdf>.
- [10] 盛业华, 张凯, 张卡. 多站拼接后三维激光扫描点云的消冗处理[J]. *测绘通报*, 2010(3): 28-37.
- [11] 周儒荣, 张丽艳, 苏旭, 等. 海量散乱点的曲面重建算法研究[J]. *软件学报*, 2001, 12(1): 249-255.
- [12] TOLA E, LEPETIT V, FUA P, *et al.* DAISY: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(5): 815-830.
- [13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [14] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]//Proc of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1150-1157.
- [15] 雷兰一菲, 郎海涛. 几种典型局部图像特征的比较[J]. *计算机应用*, 2010, 30(S2): 50-53.