

# 基于 Kinect 的实物地质标本三维重建<sup>①</sup>

喻 芹, 何小海, 滕奇志, 杨小鹏

(四川大学 电子信息学院, 成都 610065)

通讯作者: 何小海, E-mail: hxh@scu.edu.cn

**摘 要:** 基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法相当耗时且鲁棒性低, 针对以上问题, 提出了一种基于 Kinect 的实物地质标本的三维重建方法. 首先使用 GrabCut 算法提取前景目标, 结合原始深度图像生成对应视角的点云, 再基于 SIFT 特征利用 RANSAC 算法执行点云粗对准, 然后在 ICP 算法中引入异常值拒绝方法和动态调整权重思想进行点云精细配准, 最终重建出完整三维点云模型. 实验结果表明该方法能快速重建出良好的实物地质标本三维点云模型, 能有效处理标本缺少结构特征的情况, 并且鲁棒性高.

**关键词:** Kinect; GrabCut 算法; 点云配准; 异常值拒绝; 动态调整权重; 三维重建

引用格式: 喻芹, 何小海, 滕奇志, 杨小鹏. 基于 Kinect 的实物地质标本三维重建. 计算机系统应用, 2017, 26(12): 244-249. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6104.html>

## 3D Reconstruction of Physical Geological Specimen Based on Kinect

YU Qin, HE Xiao-Hai, TENG Qi-Zhi, YANG Xiao-Peng

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** The three-dimensional reconstruction method based on multi-view image motion structure restoration is quite time-consuming and has little robustness. Aiming at these issues, a new three-dimensional reconstruction method for physical geological specimen based on Kinect is proposed in this paper. First, the GrabCut algorithm is used to extract the foreground objects, combining with the original depth images to generate the point cloud corresponding point of view. Then, it uses RANSAC algorithm to perform point cloud alignment crudely based on the SIFT feature. Next, the ICP algorithm is improved by introducing the methods of rejecting outliers and adjusting the weight dynamically to perform fine registration of point cloud. Finally, a complete three-dimensional point cloud model is constructed. The experimental results demonstrate that the proposed method can reconstruct the three-dimensional point cloud of physical geological specimen quickly, excellently and robustly. When the specimens lack structural features, the proposed method can handle it effectively.

**Key words:** Kinect; GrabCut; point cloud registration; outlier rejection; dynamically adjusted weights; 3D reconstruction

## 1 引言

实物地质资料是具有极大科研价值和经济价值的不可再生资源, 在地质勘探、矿产开发等研究领域起着重要作用<sup>[1]</sup>. 通常情况下, 实物地质资料标本以二维图像形式存储, 但是二维图像只能反映某一个特定

观察视角的二维图像信息, 不能反映出三维信息, 而实物地质资料标本的三维模型可以更加直观地反映出它在各个不同视角的信息, 因此, 将实物地质标本进行三维重建是一个重要的研究方向.

激光扫描仪和立体相机可用于构建三维模型. 利

<sup>①</sup> 基金项目: 国家自然科学基金 (61372174); 四川大学研究生课程建设项目 (2016KCJS5113)

收稿时间: 2017-03-14; 修改时间: 2017-03-31; 采用时间: 2017-04-07

用激光扫描仪进行三维重建,能得到精确的结果,但是激光扫描仪价格昂贵并且其全扫描速度很慢.立体摄像机虽然不昂贵但是其深度信息的计算复杂度很高.基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法来重建实物地质标本<sup>[2]</sup>,使用的是数码相机,成本低,但是相当耗时并且算法复杂、鲁棒性低、易受环境影响. Kinect 相机含主动传感器,不受环境可见光谱的干扰<sup>[3]</sup>,能够快速获取场景的深度信息;此外, Kinect 成本低,操作简单,易于使用,并且利用它能够获得比较密集的且精度良好的三维点云,故本文选择使用 Kinect 来重建实物地质标本模型.

基于 Kinect 的三维重建算法中,比较常用的方法是依据 Kinectfusion<sup>[4]</sup>系统获取三维模型,但 Kinectfusion 需要性能比较强大的显卡来实现三维重建.在来自不同视图的三维点云配准中, Kinectfusion 使用 ICP(迭代最近点)算法,此算法要求三维点云彼此接近,因此,必须缓慢移动 Kinect 扫描场景,以确保相邻视图具有很大的重叠性,从而实现点云的精确配准.当 Kinect 移动速度较快或者目标处于运动状态时, Kinectfusion 重建结果很差.另一方面, Kinectfusion 使用的 ICP 算法依赖于物体的显著特征,因此,当物体缺少突出结构特征时,其重建效果比较差.而本文提出的基于 Kinect 的实物地质标本的三维重建方法在相邻图片具有较小重叠情况下且目标结构特征不突出时仍能得到比较好的三维点云模型,并且本文算法基于 CPU 进行运算,对显卡没有特殊要求,这降低了对计算机硬件的需求.此外,本文方法相对于基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法鲁棒性更高、适用性更强、速度更快、所含的背景噪声更少.

## 2 三维重建

本文的实物地质标本重建系统主要包括三个设备:一个 Kinect 1 代传感器、一个电动旋转平台和一台计算机.如图 1 所示, Kinect 的三个摄像头位于不同的地方,所以用 Kinect 拍摄的彩色与深度图像有一定的偏差,于是本文选择使用 Openni 驱动 Kinect,获取对齐(同步)的深度图像和彩色图像.实验平台示意图如图 2 所示,将实物地质标本放在旋转台中,固定 Kinect,每隔一定时间间隔拍摄一幅彩色与深度图像.再使用 GrabCut 算法分割彩色图像,提取前景目标,结合深度图像得到相应视角的点云,然后进行点云配准得到完整的实物地质标本三维点云模型.在点云配准过程中,

由于此实验装置所拍摄的图片具有较小的重叠性,若直接使用 ICP 算法则配准效果很不好,于是在执行 ICP 算法之前,使用 RANSAC<sup>[5,6]</sup>进行初始配准,同时利用 RGB 图像的 SIFT<sup>[7]</sup>特征粗略记录相邻视图的点云.在实物地质标本缺少结构特征的情况下,使用 ICP 算法配准效果很不好,于是在 ICP 算法中引入异常值拒绝方法,通过目标的点云结构和稀疏 SIFT 特征对的空间距离自适应地设置阈值<sup>[8]</sup>;为了避免当 SIFT 特征不准确时而导致配准结果错误的情况,添加动态权重进行自适应约束<sup>[9]</sup>.基于 Kinect 的实物地质标本三维重建的系统框图如图 3 所示.



图 1 Kinect 1 代实物图

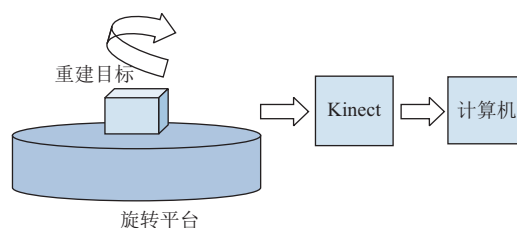


图 2 实物地质标本三维重建实验平台示意图

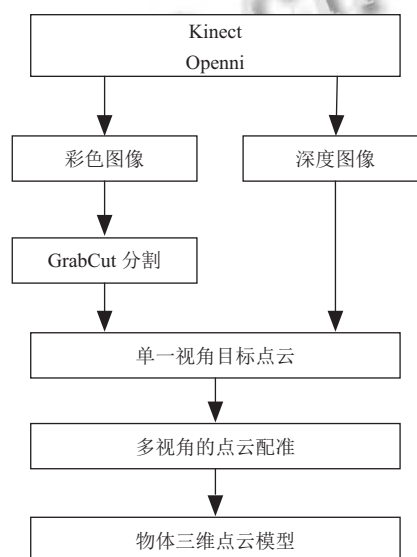


图 3 基于 Kinect 的实物地质标本三维重建系统框图

### 2.1 彩色图像分割

图像分割是将感兴趣的目标区域从背景中提取出

来, 图像分割质量的好坏, 很大程度上决定着后续三维重建的效果. 目前, 国内外虽有大量的分割算法, 但是其中适用于实物地质标本的分割却很少. 针对于实物地质标本分割, 本文主要尝试了: 基于 Lab 空间的颜色分割和基于图论的 GrabCut 分割. 由于实物地质标本包含的颜色多样且不同样本之间差别很大, 所以采用基于颜色的分割算法<sup>[10]</sup>效果不好且不具有适用性. GrabCut 算法利用图像的纹理, 颜色和边界信息, 只需要少量的用户交互操作则可将一幅图像分为目标和背景两个不相交的区域, 得到很好的分割结果, 所以本文选择使用 GrabCut 算法进行图像分割, 提取前景目标.

GrabCut 算法<sup>[11]</sup>根据用户选出的背景区域, 采用 RGB 颜色空间, 分别用一个  $K$  个高斯分量的 GMM(混合高斯模型) 对目标和背景进行建模, 获得分割能量权重, 构建  $s-t$  网络图 ( $s$  表示前景目标,  $t$  表示背景), 采用迭代能量最小化分割进行切分<sup>[12]</sup>. 设向量  $\mathbf{k} = (k_1, \dots, k_n, \dots, k_N)$ , 其中  $k_n$  为第  $n$  个像素对应的高斯分量,  $k \in \{1, \dots, K\}$ . 图像的 Gibbs 能量  $E$  如公式 (1) 所示.

$$E(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{z}) = U(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{z}) + V(\alpha, \mathbf{z}) \quad (1)$$

$$U(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{z}) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) \quad (2)$$

$$V(\alpha, \mathbf{z}) = \gamma \sum_{(m,n) \in C} [\alpha_m \neq \alpha_n] \exp(-\beta |z_m - z_n|^2) \quad (3)$$

$$D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log \det(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^T \Sigma(\alpha_n, k_n) [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)] \quad (4)$$

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k), k = 1 \dots K\} \quad (5)$$

$\pi$  为每个高斯分量的权重;  $\mu$  为每个高斯分量的均值向量;  $\Sigma$  为协方差矩阵;  $\mathbf{z}$  为灰度值数组,  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ ,  $z_n$  为第  $n$  个像素的灰度值;  $\beta$  大小与对比度成反比;  $\alpha$  为不透明度, 其中  $\alpha \in \{0, 1\}$ .

GrabCut 算法的主要流程描述如下:

(1) 通过用户设定的背景区域  $T_B$  来初始化图  $T$ , 背景的补集 (未知区域: 可能是目标) 设为  $T_U$ .  $T_B$  内的像素,  $\alpha$  设为 0;  $T_U$  内的像素,  $\alpha$  设为 1.

(2) 用  $\alpha=0$  和  $\alpha=1$  两个集合和 K-Means 聚类方法初始化前景和背景 GMM 模型.

(3) 求  $T_U$  中的每个像素  $n$  所对应的 GMM 参数  $k_n$ .

$$k_n = \arg\{\min_{k_n} D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n)\} \quad (6)$$

(4) 从数据  $\mathbf{z}$  中获取 GMM 参数  $\theta$ .

$$\theta = \arg\{\min U(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{z})\} \quad (7)$$

(5) 对  $T_U$  构建  $s-t$  网络图, 根据最小能量得到初始分割:

$$\min_{\alpha_n: n \in T_U} \{\min_{k_n} E(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{z})\} \quad (8)$$

(6) 重复执行 (3) 到 (5), 直到收敛.

(7) 边界优化.

基于 Lab 颜色空间的分割结果如图 4(a), GrabCut 算法分割结果如图 4(b). 从图 4 中可看出, 当背景不单一时, 基于 Lab 颜色空间的分割算法提取实物地质标本失败; 而 GrabCut 分割效果很好, 有效地提取出了实物地质标本.

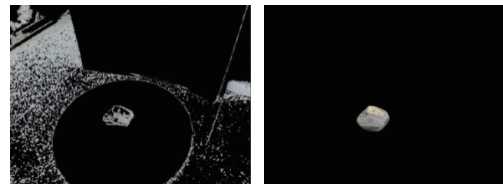


图 4 两种算法分割结果对比

## 2.2 点云初始配准

### 2.2.1 初始配准

将上述 GrabCut 算法分割后的彩色图像与深度图像结合生成相应视角的点云. 由于拍摄的相邻图片之间有显著的变化, 所以此时相邻点云之间具有较小的重叠性. 若直接使用 ICP 算法进行点云配准则效果很不好, 于是本文利用 SIFT 算子从相邻 RGB 图像中提取图像特征点并将其作为点云初始配准的基准点, 再使用 RANSAC 进行初始配准, 以解决相邻视图具有较小重叠的情况.

SIFT(尺度不变特征变换) 算法是 David Lowe 提出的一种基于尺度空间的图像局部特征描述算法. SIFT 特征对旋转、尺度缩放、视角变化、亮度变化等具有良好的不变性<sup>[13]</sup>.

SIFT 算法分为以下四步:

(1) 尺度空间极值检测: 搜索所有尺度上的图像位置. 根据高斯差分函数  $D(x, y, \sigma)$  检测具有尺度和旋转不变性的潜在关键点.

图像的尺度空间  $L(x, y, \sigma)$  定义为高斯函数  $G(x, y, \sigma)$  与原图像  $I(x, y)$  的卷积:



$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (9)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-m/2)^2+(y-n/2)^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] \otimes I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (11)$$

$m, n$  表示高斯模板的维度;  $(x, y)$  表示图像像素位置;  $\sigma$  为尺度空间因子;  $k$  为常量.

(2) 关键点定位: 在每个候选位置上, 通过计算拟合曲面的极值来确定关键点的位置和尺度.

(3) 关键点方向参数的计算: 基于图像局部的梯度方向, 确定每个关键点的主方向, 使特征点的描述具备旋转不变性.

(4) 生成关键点描述子: 通过对关键点的邻域进行分块, 在选定的尺度上计算块内梯度直方图, 其生成的特征向量为关键点描述子.

RANSAC(随机采样一致) 算法是一种估计数学模型参数的迭代算法. 从样本中随机抽取一个样本子集, 利用最小方差估计算法得到此子集的模式参数, 然后计算其余样本与该模式的偏差, 当偏差小于设定阈值时, 将样本判定为模型内样本点, 反之为模型外样本点, 重复此过程. 根据期望的误差率、模型样本点数以及所设定的迭代次数来决定迭代是否结束.

定义相邻的两个三维点云为:  $P = \{P_1 \dots P_m\}$  和  $Q = \{Q_1 \dots Q_n\}$ ,  $m, n$  分别为  $P$  和  $Q$  的点云数. 将 SIFT 特征对的三维点集合设为  $SF = \{(PF_1, QF_1) \dots (PF_h, QF_h)\}$ .  $PF_i$  和  $QF_i$  分别是点云  $P$  和  $Q$  中 SIFT 特征的三维点,  $h$  是匹配的 SIFT 特征对的数量.

## 2.2.2 精细配准

假设  $T^0$  是 RANSAC 之后和基于 ICP 的精细配准之前的变换结果.  $T^k$  是基于 ICP 的精细配准算法第  $k$  次迭代后的变换结果.

对于第  $k(k=1, 2, \dots)$  次迭代:

(1) 对于点云  $P$  中的每个点  $P_i$ , 根据最短距离找到它在点云  $Q$  中相应的点  $Q^{*k}$ ,

$$Q_i^{*k} = \arg_{Q_j \in \{Q\}} \left( |P_i \cdot T^{k-1} - Q_j| \right) \quad (12)$$

将  $P_i$  与  $Q^{*k}$  的欧氏距离定义为最短距离:

$$d_i^k = |P_i \cdot T^{k-1} - Q_i^{*k}| \quad (13)$$

(2) 计算所有最短距离  $d_i^k$  的平均值  $mean(d^k)$  和标准差  $std(d^k)$ . 定义统计信息  $S^k$  作为点云  $P$  的子集, 它满足:

$$S^k = \{P_i | (mean(d^k) + 3 \cdot std(d^k)) > d_i^k\} \quad (14)$$

(3) 计算抵制异常值<sup>[14]</sup>的自适应阈值:

$$t^k = c \cdot \sqrt{rm^k} \cdot dm^k \quad (15)$$

因为 Kinect 相机分辨率的限制以及 RANSAC 本身的局限性, 在初始配准之后, 仍存在一些配准错误的 SIFT 特征点. 于是在一定距离的 SIFT 特征对集合中, 取其 35% 而不是全部, 然后再计算其平均空间距离, 命名为  $dm^k$ .  $c$  为常量, 在实验中, 将  $c$  设置为 28.  $rm^k$  是  $S^k$  的最短距离的均方根 RMS, 其中,  $P_i \in S^k$ .

$$rm^k = \sqrt{mean(|P_i \cdot T^{k-1} - Q_i^{*k}|^2)} \quad (16)$$

(4) 定义函数  $f(T)$

$$f(T) = \sum_{P_i \in P} \alpha_i |P_i \cdot T - Q_i^{*k}|^2 + \sum_{(PF_i, QF_i) \in SF} \beta_i |PF_i \cdot T - QF_i|^2 \quad (17)$$

使用  $\alpha_i$  抵制异常值.

$$\alpha_i = \begin{cases} \sqrt{\frac{0.01}{|\sigma(P_i) - \sigma(Q_i^{*k})|}}, & d_i^k < t^k \\ 0, & \text{其余情况} \end{cases} \quad (18)$$

$\sigma(*)$  表示表面变化<sup>[15]</sup>.

$$\sigma(P_i) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (19)$$

$\lambda_i (\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2)$  是协方差矩阵的特征值:

$$C = \begin{bmatrix} P_{i1} - \bar{P}_i & \dots & P_{ir} - \bar{P}_i \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{i1} - \bar{P}_i & \dots & P_{ir} - \bar{P}_i \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} P_{i1} - \bar{P}_i \\ \dots \\ P_{ir} - \bar{P}_i \end{bmatrix}^T \quad (20)$$

$P_{i1} \dots P_{ir}$  是离  $P_i$  最近的  $r$  个点,  $\bar{P}_i$  是局部邻域的中心. 动态调整权重  $\beta_i$  为:

$$\beta_i = \frac{c_1}{d\_match(PF_i, QF_i)} \cdot \frac{\sqrt{mean_{(PF_i, QF_i) \in SF} (|PF_i \cdot T^{k-1} - QF_i|^2)}}{rm^k} \quad (21)$$

$c_1$  为常量, 按照经验, 将其设置为 55;  $d\_match(PF_i, QF_i)$  为  $(PF_i, QF_i)$  的 SIFT 二维匹配距离, 其中  $(PF_i, QF_i)$  代表 RANSAC 初始配准阶段中匹配的 SIFT 特征对.

(5) 通过最小化函数  $f(T)$  来找到变换  $T^k$ . 此外, 当  $d_i^k > 10 \times t^k$ , 从点云  $P$  中删除点  $P_i$ , 于是在下一次迭代中, 只需要搜索剩余点的最短距离, 从而减少了计算时间.

(6) 当迭代次数达到所预设的值(本文设定为20)后,迭代终止。

式(17)中的函数第一项为内边界的最短距离的加权均方。在式(17)中,将点到点的距离作为误差度量,抵制异常值,同时使用局部表面变化来控制权重 $\alpha_i$ (式(18))。因为表面变化与曲率密切相关,但是计算复杂度比曲率变化低;同时局部特征可以更好地表示表面结构,所以本文使用三维局部表面变化特征来控制权重 $\alpha_i$ 。如果最短距离的两个点具有相似的表面变化,则权重 $\alpha_i$ 增大,反之减小。

式(17)的第二项是SIFT特征对的三维空间距离的加权均方。动态调整权重 $\beta_i$ 是SIFT特征对 $(PF_i, QF_i)$ 的动态权重。如果权重 $\beta_i$ 设置得太大,则变换主要取决于相对较少数量的特征对,而当特征对不完全可靠时,这将产生错误结果。另一方面,因为特征点对的数量与式(17)第一部分中的三维内点的数量相比非常小,如果权重 $\beta_i$ 设置得太小,则基于特征的第二项变得无用。为了解决上述问题,根据SIFT特征对的二维匹配距离以及SIFT特征对的空间距离的均方根与最短距离 $S^k$ 的均方根 $rm^k$ 之间的比率,自适应地设置 $\beta_i$ 。在式(21)中,如果二维SIFT特征对匹配距离大,则意味着匹配不准确,于是权重 $\beta_i$ 减小;如果SIFT特征对的均方根距离与 $S^k$ 的均方根距离相比相对较大,说明SIFT特征对可靠,则权重 $\beta_i$ 增大。

在上述算法中,自适应阈值 $t$ 利用了点云结构信息和SIFT特征, $\alpha_i$ 根据 $t$ 抵制异常值,同时为了避免当SIFT特征不准确而导致配准结果错误的情况,添加动态权重 $\beta_i$ 进行自适应约束,这些有效地约束ICP算法使其正确收敛。在标本缺少结构特征的情况下仍能得到良好的实物地质标本完整三维点云模型。

### 3 实验结果与分析

在白炽灯照明条件下,利用基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法,使用数码相机对每个标本拍摄40张图片(样本图片如图5(a)(c)),通过其重建实物地质标本的结果发现此算法对环境要求苛刻,耗时长,重建结果含有大量的噪声。此外,该算法鲁棒性低,重建结果有时会有大量的孔洞,如图6(a)左图。在本实验装置下,基于Kinectfusion重建出的结果很模糊,并且包含大量的噪声背景,如图6(b)。基于本文方法,在

同等光照条件下使用Kinect对每个标本拍摄40张彩色图(如图5(b)(d))及其同步的40张深度图,经过实验得出本文方法鲁棒性高,能快速重建出良好的三维点云模型,并且含噪声少,几乎无孔洞现象,如图6(c)。从图6中可看出:对于结构特征不明显的标本2,本文方法重建出的三维点云模型效果最好。三种方法的运行时间对比如表1。

表1 三种方法的运行时间对比

时间	标本1	标本2
基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法	30 min	38 min
Kinectfusion	0.8 min	1 min
本文方法	5.8 min	6.4 min

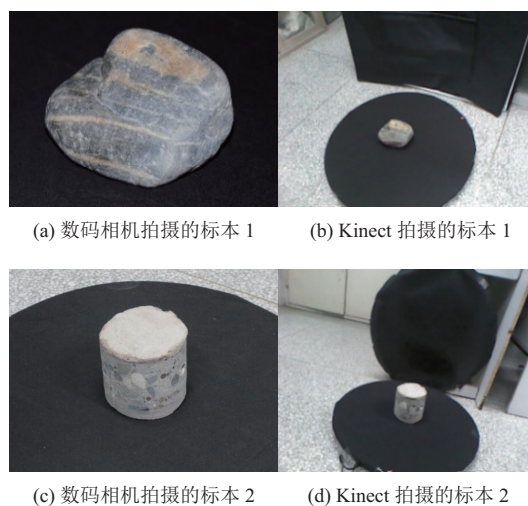
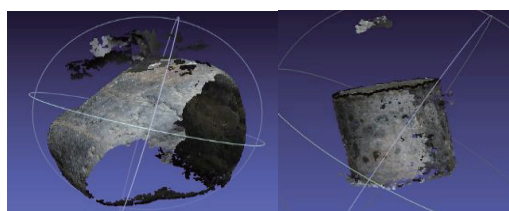


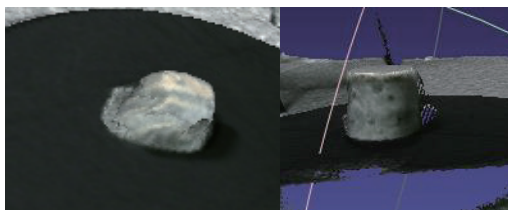
图5 使用数码相机与Kinect拍摄的两个标本图

### 4 总结

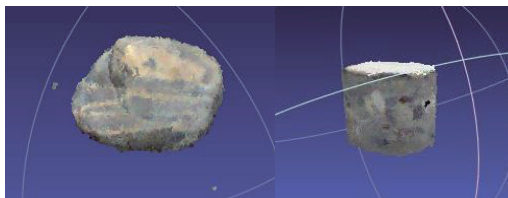
本文提出了一种基于Kinect的实物地质标本的三维重建方法。首先使用GrabCut算法提取彩色图像中的前景目标,结合原始深度图像生成对应视角的点云;再基于SIFT特征利用RANSAC算法执行点云粗对准,在ICP算法中引入异常值拒绝方法和动态调整权重思想进行点云精细配准,最终重建出良好的实物地质标本完整三维点云模型。实验结果表明该方法相较于Kinectfusion能重建出较好的实物地质标本三维点云模型,并且对计算机硬件要求相对较低;相对于基于多视点图像运动结构恢复的三维重建方法鲁棒性更高、适用性更强、速度更快、所含的背景噪声更少;此外本文方法能更好地重建出结构特征不明显的实物地质标本。



(a) 基于多视点图像运动结构恢复的三维重建



(b) Kinectfusion



(c) 本文方法

图6 三种方法重建标本的实验结果对比

## 参考文献

- 1 陈阳. 国家实物地质资料管理标准研究[硕士学位论文]. 北京: 中国地质大学(北京), 2015.
- 2 毛国庆. 实物地质资料多视点图像的三维重建研究[硕士学位论文]. 成都: 四川大学, 2015.
- 3 顾照鹏. 单目视觉同步定位与地图创建技术研究[博士学位论文]. 北京: 中国科学院自动化研究所.
- 4 Izadi S, Kim D, Hilliges O. KinectFusion: Real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera. Proc. of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. Santa Barbara, California, USA. 2011. 559–568.
- 5 Fischler MA, Bolles RC. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Readings in Computer

Vision, 1987, 24(6): 726–740.

- 6 Inomata R, Terabayashi K, Umeda K, *et al.* Registration of 3D geometric model and color images using SIFT and range intensity images. Proc. of the 7th International Conference on Advances in Visual Computing. Las Vegas, NV, USA. 2011. 325–336.
- 7 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110. [doi: [10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94](https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94)]
- 8 Jun X, Hsu YF, Feris RS, *et al.* Fine registration of 3D point clouds with iterative closest point using an RGB-D camera. Proc. of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Beijing, China. 2013. 2904–2907.
- 9 Xie J, Hsu YF, Feris RS, *et al.* Fine registration of 3D point clouds fusing structural and photometric information using an RGB-D camera. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 32: 194–204. [doi: [10.1016/j.jvcir.2015.08.007](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2015.08.007)]
- 10 Jaiswal M, Xie J, Sun MT. 3D object modeling with a Kinect camera. Proc. of Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA). Siem Reap, Cambodia. 2014. 1–5.
- 11 Rother C, Kolmogorov V, Blake A. “GrabCut”: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM Trans. on Graphics (TOG), 2004, 23(3): 309–314. [doi: [10.1145/1015706](https://doi.org/10.1145/1015706)]
- 12 柳欢欢, 姚明海, 王宪保. 基于小波变换的 GrabCut 图像分割. 计算机系统应用, 2014, 23(8): 154–157. [doi: [10.3969/j.issn.1003-3254.2014.08.028](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3254.2014.08.028)]
- 13 王程冬, 程筱胜, 崔海华, 等. SIFT 算法在点云配准中的应用. 传感器与微系统, 2012, 31(2): 149–152.
- 14 Zhang ZY. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2): 119–152. [doi: [10.1007/BF01427149](https://doi.org/10.1007/BF01427149)]
- 15 Pauly M, Gross M, Kobbelt LP. Efficient simplification of point-sampled surface. Proc. of the Conference on Visualization. Boston, Massachusetts. 2002. 163–170.