

# 基于 ICP 与 SFM 的双目立体视觉三维重构算法

刘一凡, 蔡振江\*

河北农业大学机电工程学院, 河北 保定 071001

**摘要** 目前常见的多角度融合三维重构算法主要包括迭代最近点(ICP)算法与运动恢复结构(SFM)算法。针对两种算法的不足,结合双目相机特点,提出一种将 ICP 与 SFM 相结合的双目立体视觉多角度融合三维重构算法。首先,采用 SFM 算法通过双目相机在目标周围拍摄  $n$  组图像对,在每组双目图像对中手动选取目标的初始匹配特征点,计算其三维坐标,生成  $n$  组三维点云;接着,通过 ICP 算法计算并优化  $n$  组三维点云之间的旋转矩阵与平移向量完成融合,通过 Delaunay 三角剖分与纹理映射恢复出目标的立体几何形状。实验结果表明:本文算法根据双目相机特点,集合了 ICP 算法与 SFM 算法的优点,并最大限度地克服了两种算法的不足,重构效果良好。

**关键词** 机器视觉; 双目立体视觉; 多角度融合; 迭代最近点; 运动恢复结构

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091503

## Binocular Stereo Vision Three-Dimensional Reconstruction Algorithm Based on ICP and SFM

Liu Yifan, Cai Zhenjiang\*

College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding, Hebei 071001, China

**Abstract** Currently, the commonly used multi-angle fusion three-dimensional (3D) reconstruction algorithm mainly includes the iterative closest point (ICP) algorithm and the structure from motion (SFM) algorithm. Aiming at the shortcomings of the above algorithms, we propose a multi-angle fusion 3D reconstruction algorithm with binocular stereo based on ICP and SFM. Firstly, the  $n$  groups of photos are taken around the target with binocular cameras by using the SFM algorithm. Then, we manually select the matching feature points of target in each group of binocular images, and calculate the 3D coordinate of matching feature points to generate the  $n$  groups of 3D point cloud. Subsequently, the rotation matrix and translation vector within the  $n$  groups of 3D point cloud are calculated and optimized by ICP algorithm. Finally, the  $n$  groups of 3D point are fused, and the 3D geometry of target is recovered by Delaunay triangle. The experimental results show that, the proposed algorithm takes advantages of the binocular cameras, overcomes the disadvantages of ICP and SFM algorithm, and has good vision effect for 3D reconstruction of target.

**Key words** machine vision; binocular stereo vision; multi-angle fusion; iterative closest point; structure from motion

**OCIS codes** 150.5495; 100.3010; 100.6890

## 1 引言

对目标的三维(3D)重构一直是计算机图像处理、机器视觉等领域的研究热门,三维重构的关键是目标不同角度的三维点云获取与融合。目前,应用最广泛的三维重构方法包括迭代最近点(ICP)算法与运动恢复结构(SFM)算法。

ICP 算法由 Besl 首先提出<sup>[1]</sup>,基本原理是通过

迭代计算,使不同角度的点云上点对点或点对面距离的均方差最小。国内外学者对经典 ICP 算法作了不同程度的改进:周丽敏等<sup>[2]</sup>针对点云配准算法中的控制点集选取问题,在 ICP 算法的目标函数中引入预变换函数,建立考虑弯扭变形的零件模型配准目标函数;Chen 等<sup>[3]</sup>通过手持激光扫描仪获取三维点云,提出了一种基于 Hong-Tan 算法改进的 ICP 算法(HT-ICP)剔除误匹配点对,使得匹配精度

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-04-11; 录用日期: 2018-04-17

基金项目: 河北省重点研发计划(17227206D)

\* E-mail: czj65@163.com

有所提高;韦盛斌等<sup>[4]</sup>提出了一种基于单应性点云的改进 ICP 算法,提高了计算速度与精度;钟莹等<sup>[5]</sup>提出了点云的欧氏距离阈值去噪和点云的方向矢量夹角阈值,以提高 ICP 算法的匹配精度;Xie 等<sup>[6]</sup>通过具有动态权的成本函数来提高多视角匹配的准确率,并使用尺度不变特征变换(SIFT)特征点的空间距离剔除误匹配点对。上述方法虽然对 ICP 算法作了不同程度的改进,但还存在一些不可避免的局限性:1)大量的三维点云数据通常是由激光扫描仪与摄像机共同获取的<sup>[7-9]</sup>,对设备要求较高;2)通常情况下,处理点云的数据量较大,计算用时较长。

SFM 算法通过目标不同角度的多幅图像恢复出目标的三维结构。不同于 ICP 算法需要对三维点云匹配,该算法只需对相邻的两组图像进行特征点匹配,即从三维物点匹配降为二维(2D)像点匹配<sup>[10]</sup>。郭萌等<sup>[11]</sup>采用加速分段特征检测+加速稳健特征检测+快速近似最近邻搜索(FAST+SURF+FLANN)算法对图像特征点进行提取及匹配算法得到准确度高的匹配点对;曾露露等<sup>[12]</sup>将通过 SFM 获取的点云数据集和光栅投影法所采集的点云数据集进行配准,提取出信息补充点,并利用径向基函数修补孔洞。根据文献<sup>[13-15]</sup>所述,目前特征匹配算法的稳健性和实时性还有待进一步提高。较之 ICP 算法,SFM 算法对拍摄器材要求较低,通常只需要一部普通相机(甚至手机)在目标周围从不同角度拍摄多幅照片即可完成三维重构,简便快速。但该算法也存在一些局限性:1)目标重构精度低于 ICP 算法;2)在不同角度拍摄的过程中,不可避免地会拍摄到目标以外的其他场景信息,而这些信息也会自动匹配生成三维点云,导致重构三维目标会包含大量的其他场景信息;3)图像对的自动匹配过程极易发生误匹配、漏匹配现象,导致重构效果不理想。

针对上述两种算法的不足,以双目相机作为图像获取设备,提出基于 ICP 与 SFM 相结合的双目立体视觉三维重构算法。虽然双目相机无论是在获取三维点云的数量上还是精度上都略逊于 ICP 算法中的三维扫描仪,但是双目相机造价低、轻巧便携,且测量视野更大。相较于 SFM 算法中的单目相机,双目相机在任意角度均可一次性同时拍摄左右两幅图片,每组图片通过立体匹配可获取一组三维点云数据,无须每两组相邻图像对匹配、标定、融合,可节省大量运算时间。算法首先采用 SFM 算

法通过双目相机在目标周围从多个角度拍摄  $n$  组图像,计算出每组左右图像对匹配特征点的三维点云坐标,然后通过 ICP 算法求取每组相邻点云的旋转矩阵与平移向量并优化,最终将  $n$  组三维点云坐标通过旋转矩阵与平移向量归一到同一世界坐标系中。ICP 与 SFM 算法都是通过相关算法自动寻找特征点对完成匹配的,这样既容易产生误匹配,导致三维点云数据不准确,又易将目标外其他场景信息生成三维点云,导致匹配的直观效果较差,并存在许多不必要的背景信息,增加运算量。本文采用一种在目标关键位置手动选取特征点的方式完成立体匹配。这样重构目标效果既可以最大限度地还原目标的原始特征,又可以避免自动匹配中出现的目标外其他不必要的场景三维信息,同时还避免了误匹配的发生,能够在三维场景中准确定位。虽然手动选取关键点自动化程度低,速度与精度要劣于自动匹配算法,但由于选取关键点的数量通常只有其他自动匹配算法的千分之一,甚至万分之一,而自动匹配算法后续计算时间呈指数级增长。因此,本文算法在三维重构时间上远低于自动匹配算法。综上,本文算法设备成本低、操作简易、重构耗时短,且效果良好,适用于在现场实时定位还原一些整体结构相对简单的目标三维模型。

## 2 基于 ICP 与 SFM 结合的双目立体视觉三维重构算法

在分析比较 ICP 算法与 SFM 算法优劣势的基础上,提出一种基于双目相机的 ICP 与 SFM 算法相结合的目标三维重构算法。算法具体步骤如下。

### 2.1 目标信息获取

在目标三维信息的获取方式上,采用 SFM 算法中在目标周围从多个角度拍摄图像的方式。图 1 所示为不同设备获取目标信息的方法。

如图 1 所示,本文算法所采用的拍摄方式与 SFM 算法的单目相机拍摄方式相同,但是双目相机在每个角度拍摄一次就可以获取左右两幅图像,相较于单目相机减少了一半的拍摄次数。与 ICP 算法结合之后,理论上只须保证拍摄图像覆盖目标的 4 个角度即可,重构所需照片数量(共 8 张)大大降低,节省了大量时间。

### 2.2 寻找图像对中匹配特征点对

ICP 算法中,三维激光扫描仪一般通过激光三角测距法计算三维点云坐标<sup>[16-17]</sup>。以拍摄设备为手持式三维扫描仪为例,结合激光三角测量原理,获取

三维点云数据的过程通常需要先目标及周围贴上标定点,接着在最佳景深范围内  $360^\circ$  连续扫描被测

目标表面,直到获取覆盖目标表面的稠密三维点云数据,整个过程耗时较长。

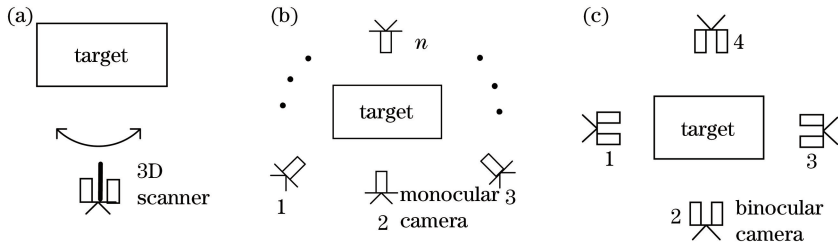


图1 不同设备获取目标信息的方法。(a) ICP算法与扫描仪;(b) SFM算法与单目相机;(c)本文算法与双目相机

Fig. 1 Methods for target information acquisition with different equipments. (a) ICP algorithm with scanner; (b) SFM algorithm with monocular camera; (c) proposed method with binocular camera

SFM算法中,单目相机一般通过双目三角测距法计算三维点云<sup>[18]</sup>。在目标周围获取连续图像序列后,通过SIFT等特征匹配算法在相邻图像对中寻找特征点并完成匹配。接着基于相邻两个拍摄视角的对极几何关系,通过计算相邻图像对的特征匹配点对来求解本征矩阵 $E$ ,并通过对本征矩阵 $E$ 奇异值的分解求得相邻相机之间的旋转矩阵 $R$ 与平移向量 $t$ ,最终根据三角测量原理计算出匹配点对的三维点云。

结合SFM算法计算三维点云的原理,为了保证相邻图像对自动匹配的效果,通常需要在目标周围 $360^\circ$ 连续而密集地拍摄大量图像。与ICP算法的手持三维扫描仪相比,这些自动寻找待匹配点对的算法都极易发生误匹配,导致最终三维重构存在误差,而且会不可避免地将目标之外的背景检测为待匹配点对,产生不必要的三维点云信息。

针对上述问题,采用一种在目标关键位置手动选取特征点的方式。一般地,按照下述规划要求,在双目相机拍摄的图像中手动选取 $n$ 个特征点。

1) 在每组拍摄的左右图像对中依次按照由左至右、由上至下的顺序遍历查找。

2) 优先选取目标外部轮廓拐点位置作为特征点对,这对于三维重构目标的准确定位至关重要。

3) 选择适当数量的物体表面曲率变化较大的位置作为特征点对,以保证后续三维点云在Delauney三角剖分后尽可能多地还原目标表面细节。

4) 选择适当数量的(彩色/灰度)图像对中目标像素值变化明显的位置作为特征点对,使得同一组特征点对的定位更加精确。

5) 要保证每两组相邻位置的图像对中至少存在10组重叠的相对应特征点对,以方便后续算法中

三维点云的融合。

按照上述规则手动选取待匹配特征点对,既可以避免出现误匹配点的情况,也可以避免重构出目标之外其他场景的三维信息,且匹配点对少而精,在满足工程上重构需要的同时,降低重构时间。

由于双目相机在拍摄之前已完成标定,且在不同角度拍摄时,相机的焦距(内参)与相对位置(外参)是固定不变的;所以,不同于传统的单目相机连续拍摄,双目相机在每个角度下获取匹配点对的相机标定参数是已知的,直接通过三角测量算法即可求出每个角度下左右图像对特征点的三维点云。这样避免了传统SFM算法中依次匹配相邻图像中对应特征点对、并计算每组相邻相机外部参数 $R$ 和 $t$ 的过程,进一步提高了运算速度。

### 2.3 不同角度的三维点云融合

将不同坐标系下的点云数据融合到同一个坐标系,其根本是要找到两个坐标系之间的转换关系。在传统SFM算法中,三维点云的更新与融合是基于空间后方交会算法完成的。该方法首先根据三角测量原理计算出第一组与第二组之间的三维点云,称为初始三维点云,并以拍摄第一幅图像的相机坐标系作为世界坐标系。由第三幅图像开始,通过特征匹配找到当前图像中特征点在初始三维点云中对应的三维点,当获取3D-2D对应点大于6对时,可以通过空间后方交会算法来求解出当前图像的相机相对于世界坐标系的外部参数,再通过三角测量算法计算出当前图像中不在初始三维点云中的特征点的三维坐标并融合,以此往复迭代,完成最终的三维点云融合。

在本文算法中,根据双目相机特性,直接由2.2节计算出4个角度下左右图像对特征点对应的三维点云。由已知三维点云与新增图像特征点融合(即

3D-2D)变为不同角度下三维点云的融合(即 3D-3D)。为此,本文结合 ICP 算法计算相邻三维点云之间的旋转矩阵和平移向量。假定坐标系 1 与坐标系 2 表示一组相邻的三维点云。通常,用一个  $3 \times 3$  的旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和一个  $3 \times 1$  的平移向量  $\mathbf{t}$  来描述这个变换(注意:此时的旋转矩阵与平移向量是指不同三维点云之间的转换关系,不同于 2.2 节提到的相机间外部标定参数)。对于两个坐标系中同一特征点  $p$ ,设其在坐标系 1 和坐标系 2 中的坐标值分别为  $(x_p^1, y_p^1, z_p^1)$  和  $(x_p^2, y_p^2, z_p^2)$ ,则满足如下转换关系:

$$\begin{bmatrix} x_p^2 \\ y_p^2 \\ z_p^2 \end{bmatrix} = \mathbf{R} \begin{bmatrix} x_p^1 \\ y_p^1 \\ z_p^1 \end{bmatrix} + \mathbf{t}. \quad (1)$$

因此,算法的关键就是求取每两组三维点云之间的旋转矩阵与平移向量。算法具体过程如下。

1) 选取两片待融合点云中相对应重叠部分的三维点云,分别记为  $\mathbf{A}$  与  $\mathbf{B}$ 。分别计算两组三维点云的重心,

$$\mathbf{Z}_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i, \quad (2)$$

$$\mathbf{Z}_B = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{B}_i, \quad (3)$$

式中: $n$  为 2.2 节中预先手动选取的两组点云中重叠部分对应的匹配点对; $\mathbf{A}_i$ 、 $\mathbf{B}_i$  分别表示两组匹配点对中对应点的三维坐标。

2) 计算两组点云匹配点对之间的协方差矩阵:

$$\mathbf{R}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [(\mathbf{A}_i - \mathbf{Z}_A)(\mathbf{B}_i - \mathbf{Z}_B)^T]. \quad (4)$$

由协方差矩阵求得  $4 \times 4$  对称矩阵为

$$\mathbf{Q}(\mathbf{R}) = \begin{vmatrix} \text{tr}[\mathbf{R}(x)] & & \mathbf{\Delta}^T \\ \mathbf{\Delta} & \mathbf{R}(x) + \mathbf{R}(x)^T + \text{tr}[\mathbf{R}(x)]\mathbf{I}_3 \end{vmatrix}, \quad (5)$$

式中: $\text{tr}[\mathbf{R}(x)]$  为协方差矩阵  $\mathbf{R}(x)$  的迹; $\mathbf{I}_3$  为  $3 \times 3$  单位矩阵; $\mathbf{\Delta} = [A_{23}, A_{31}, A_{12}]^T$ ,  $\mathbf{A}_{ij} = [\mathbf{R}(x) - \mathbf{R}(x)^T]_{ij}$ 。

3) 计算  $4 \times 4$  矩阵  $\mathbf{Q}(\mathbf{R})$  的特征值与特征向量,其最大特征值对应的特征向量即为单位四元数向量  $\mathbf{q}_R$ ,则可计算出旋转矩阵为

$$\mathbf{R}(\mathbf{q}_R) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} & \mathbf{R}_{13} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_{22} & \mathbf{R}_{23} \\ \mathbf{R}_{31} & \mathbf{R}_{32} & \mathbf{R}_{33} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

4) 计算平移矩阵:

$$\mathbf{q}_T = \mathbf{Z}_A - \mathbf{R}(\mathbf{q}_R) - \mathbf{Z}_B. \quad (7)$$

这样经过单位四元数法,即可求得相近两组三维点云之间的旋转矩阵和平移向量。

ICP 算法本质上是基于最小二乘法的优化匹配方法。该算法重复选择对应关系匹配点对,计算出旋转矩阵  $\mathbf{R}$  与平移向量  $\mathbf{t}$ ,直到满足正确配准的收敛精度要求。假定用  $\{\mathbf{P}_i | \mathbf{P}_i \in \mathbf{R}^3, i=1, 2, \dots, n\}$  表示坐标系 1 中的三维点云,  $\{\mathbf{Q}_i | \mathbf{Q}_i \in \mathbf{R}^3, i=1, 2, \dots, m\}$  表示坐标系 2 中的三维点云,两个三维点云的对齐配准转换为使下列目标函数最小:

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{P}_i^k - (\mathbf{R}\mathbf{P}_i + \mathbf{t})\|^2 = f_{\min}. \quad (8)$$

通过不断迭代优化,使得两点集数据之间的目标函数最小,以达到最优匹配效果。

在双目相机标定时,世界坐标系都是以左相机的光心为坐标原点的;所以,本文算法的最终目的是将不同角度下得到的三维点云融合归一到以某一角度左相机光心为坐标原点的坐标系中。

## 2.4 曲面重构与纹理映射

不同于激光扫描得到的稠密三维点云,仅仅依靠双目相机获取的图像信息并结合手动选取的特征点得到的稀疏三维点云,无法直观地反映出目标的三维结构。采用 Delaunay 三角剖分,并对三角形内的点进行插值运算来生成三维曲面<sup>[19]</sup>。Delaunay 三角剖分将三维点云接连成  $n$  个三角形平面,由于点云稀疏,简单的三角剖分无法有效地展示目标表面结构特征。本文通过对每个三角形平面内作线性插值,使稀疏点云稠密化。假设三角形平面三个顶点坐标分别为  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_3$ ,三角形内任意点坐标为  $p$ ,都存在一个  $u$  和  $v$ ,使得各个坐标点之间存在如下关系:

$$p = (1 - u - v) \cdot p_1 + u \cdot p_2 + v \cdot p_3. \quad (9)$$

在通过顶点坐标求得  $u$  和  $v$  之后,即可完成对三角形平面内任意点的插值。经过 Delaunay 三角剖分与插值处理形成的运动目标模型曲面更加平滑、丰满,可以更直观地观测到目标整体结构,同时测算出该目标各个方位的位置信息。

纹理映射可以大大提升三维模型的真实感,采用目前应用较广泛的正向纹理映射算法,即对空间中的线进行扫描。对纹理空间中每条扫描线经过维度空间的相互投影后,能够充分利用内存中顺序存储的纹理像素来加快图形生成速度。

### 3 分析与讨论

实验中,本文算法采用 Microvision 公司的 CCD 工业相机拍摄,型号为 MV-VS220,分辨率为  $720 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$ 。为了对比实验效果,加入 ICP 算法与 SFM 算法进行比较。其中,ICP 算法采用 Creaform 公司的手持式三维扫描仪,型号为

RevScan,激光扫描频率为  $28000 \text{ s}^{-1}$ ,激光覆盖范围为  $210 \text{ mm} \times 210 \text{ mm}$ 。SFM 算法采用小米手机拍摄,型号为红米 Note5A,分辨率为  $1280 \text{ pixel} \times 720 \text{ pixel}$ 。不同拍摄设备如图 2 所示。实验所用计算机为英特尔 I5 处理器,2 GB 内存,Windows 7 操作系统,所用程序均由 Matlab2014 编写。



图 2 实验设备。(a)双目相机;(b)三维扫描仪;(c)手机

Fig. 2 Experimental setup. (a) Binocular camera; (b) 3D scanner; (c) mobile phone

实验重构三维目标为一个茶盒。将茶盒固定在桌子上,通过双目相机在茶盒周围拍摄 4 组照片。在拍摄实验照片前对双目相机通过张正友标定法完成标定,两相机内部参数  $\mathbf{K}_l, \mathbf{K}_r$ , 及外部参数  $\mathbf{R}, \mathbf{t}$  分别为

$$\mathbf{K}_l = \begin{bmatrix} 3472.8 & -2.6951 & 596.00 \\ 0 & 3474.6 & 475.56 \\ 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$\mathbf{K}_r = \begin{bmatrix} 3492.0 & -1.3913 & 635.64 \\ 0 & 3493.4 & 441.23 \\ 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.9692 & -0.0018 & -0.2463 \\ -0.0003 & 1.0000 & -0.0003 \\ 0.2463 & 0.0001 & 0.9692 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$\mathbf{t} = [259.24 \quad 0.8197 \quad 18.213]。 \quad (13)$$

世界坐标系都是以左相机的光心为坐标原点的,所以(12)、(13)式中的  $\mathbf{R}, \mathbf{t}$  指右相机相对于左相机的外部参数。在相机标定完成后,对目标茶盒从不同角度拍摄 4 组图像,在此过程中,相机相对位置及参数固定不变。实验照片如图 3 所示。

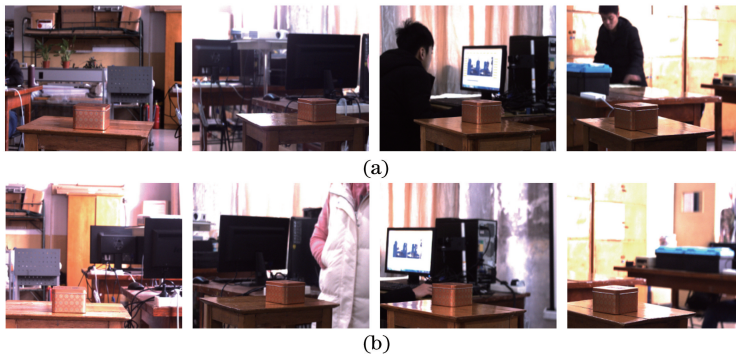


图 3 双目相机拍摄目标的 4 组图像对。(a)左相机;(b)右相机

Fig. 3 Four groups of binocular camera target images. (a) Left camera; (b) right camera

如图 3 所示,实验通过双目相机对目标按顺时针方向从 4 个角度进行拍摄,既保证了对重构目标的  $360^\circ$  全覆盖,又保证了相邻角度图像对之间包含了足够的待匹配特征点。图 4 分别展示了三维扫描仪与手机获取图像的过程。

表 1 所示为不同设备在获取目标图像上所用的时间。



图 4 (a)三维扫描仪与(b)手机拍摄的图像展示

Fig. 4 Images taken by (a) 3D scanner and (b) mobile phone

表1 不同设备在获取目标图像上所用的时间

Table 1 Time-consuming of photographs with different equipments

Equipment	$t$ /min
Binocular camera	1.35
3D scanner	36.75
Mobile phone	5.27

结合表1与图3、图4的比较分析:三维扫描仪在获取图像过程中,需要在目标表面贴大量标定点,并在目标周围逐行扫描,耗时最长;手机需要在目标周围连续拍摄大量相邻图像(本次实验共拍摄50张),

用时较短;而双目相机只需要在目标周围从4个角度拍摄4次即可,用时明显要少于其他两种设备。

手动选取图像对的特征点,通过Matlab读取图像后,在图像中通过鼠标点击目标相应特征点位置,即可在图像上计算并保存特征点的像点坐标。以图3中两组图像对为例,详见图5。

如图5所示,通过手动选取不同角度下左右图像的特征点对,并根据已知标定参数,由三角测量算法即可求出4个角度下手动选取特征点对的三维坐标,最终生成4组三维点云。表2列出了图3中第一组角度下拍摄图像对特征点的三维坐标值。



图5 不同角度图像对特征点对选取

Fig. 5 Feature points selection for images of different views

表2 第一组角度下拍摄图像对部分特征点的三维坐标值

Table 2 3D coordinates of some feature points under the first set of angle

No.	3D coordinate /mm		
	X	Y	Z
1	304.628435667723	241.472479712904	1360.92264716036
2	325.384475041731	234.052698657735	1283.76843573304
3	300.220272608354	249.477608735422	1361.08110908055
4	322.815290392448	241.154015644687	1281.52278069139
5	299.389808115533	254.224147377338	1360.32072472817
6	303.972050326843	253.050860183950	1342.42134880075
7	307.375873424082	251.857940373486	1326.92504487269
8	311.581171879917	250.201011680494	1313.68834399776

根据ICP算法计算出4组三维点云的旋转矩阵与平移向量,仍以图3所示的前两组图像对为例。在图4中,两角度的图像对之间包含了大量的对应特征点,这些特征点在不同角度下的三维坐标已经算出,根据ICP算法计算两组三维点云间的旋转矩阵与平移向量:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 0.0686 & 0.0689 & 0.9953 \\ -0.0751 & 0.9951 & -0.0637 \\ -0.9948 & -0.0704 & 0.0734 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\mathbf{t} = [-1003.2177 \quad 106.2958 \quad 1540.6619]. \quad (15)$$

分别计算出相邻三维点云之间的旋转矩阵与平移向量,将4组三维点云数据转化融合到第一组拍摄角度的三维坐标系之中,通过Delaunay三角剖分

与插值算法生成目标三维结构,并通过纹理映射完成最终目标三维重构。重构效果如图6~8所示。

图6(a)、(b)为特征点匹配得到的稀疏三维点云经过Delaunay三角剖分生成的表面结构,图6(c)为经过纹理映射后最终重构效果图。图7与图8分别为其他两种算法的三维重构效果。

结合图6~8与表3对3种算法作比较分析。基于三维扫描仪的ICP算法点云数量稠密,所以对目标细节还原度最高,且精度最高,但是在拍摄用时与计算用时要远远高于其他两种算法。基于手机的SFM算法点云数量相对适中,虽然细节还原度较好,但是出现了大面积的漏匹配情况,严重影响目标定位与重构效果,且上述两种算法都在一定程度上出现了误匹配情况(杂质)与目标之外不必要的场

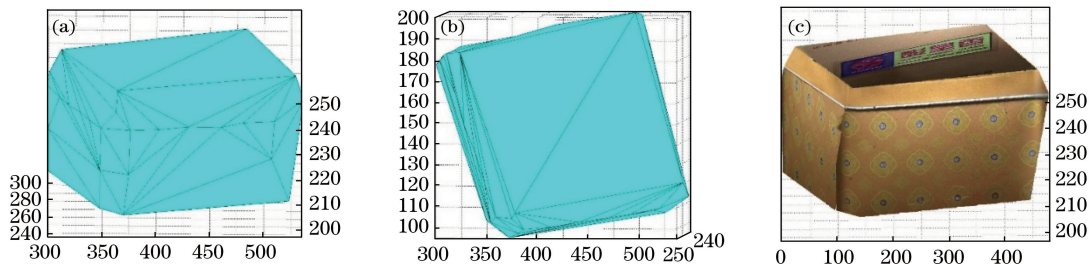


图6 双目相机本文算法重构效果。(a)(b)不同角度展示 Delaunay 三角剖分效果;(c)三维重构效果

Fig. 6 Reconstruction results of the proposed algorithm by binocular camera.

(a)(b) Effects of Delaunay triangle under different angles; (c) 3D reconstruction effect

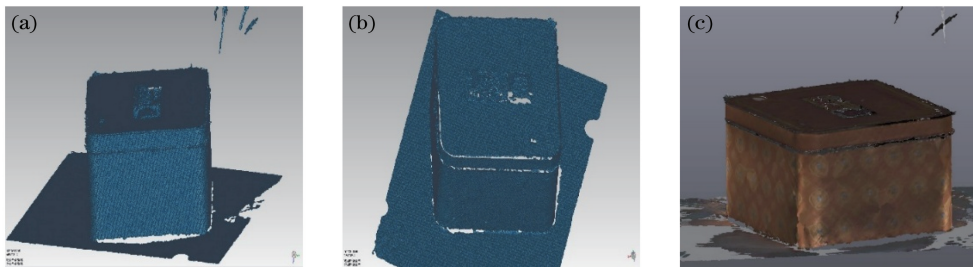


图7 三维扫描仪 ICP 算法重构效果。(a)(b)不同角度展示 Delaunay 三角剖分效果;(c)三维重构效果

Fig. 7 Reconstruction results of the ICP algorithm by 3D scanner.

(a)(b) Effects of Delaunay triangle under different angles; (c) 3D reconstruction effect

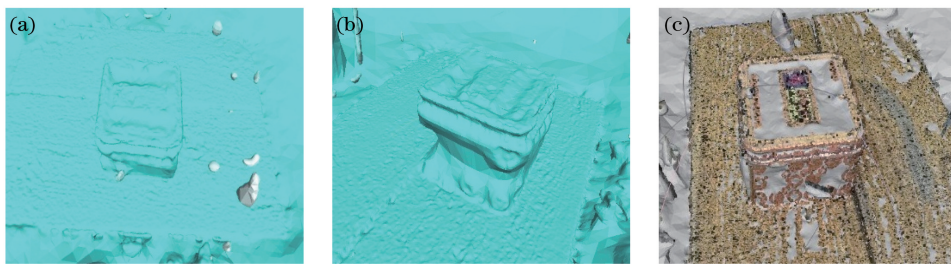


图8 手机 SFM 算法重构效果。(a)(b)不同角度展示 Delaunay 三角剖分效果;(c)三维重构效果

Fig. 8 Reconstruction results of the SFM algorithm by mobile phone.

(a)(b) Effects of Delaunay triangle under different angles; (c) 3D reconstruction effect

景信息。本文算法点云数量远少于其他两种算法,所以即便手动选取特征点,在拍摄用时与计算用上也都是最短的,虽然重构目标精细度一般,但整体效果良好,且没有漏匹配、误匹配,以及其他场景匹配的情况。

表3对3种算法的三维点云数量、三维重构计算用时,以及重构模型计算距离与目标实际距离的平均误差(即重构精度)作了比较。

表3 不同算法重构性能比较

Table 3 Performance comparison among different algorithms

Algorithm	Cloud point	Computing time /min	Mean error /mm
Proposed	120	5.17	0.76
ICP	477312	38.65	0.03
SFM	1798	14.26	0.13

### 3 结 论

提出一种基于 ICP 与 SFM 相结合的双目立体视觉三维重构算法。首先,采用 SFM 算法通过双目相机在目标周围拍摄  $n$  组图像对,并在每组双目图像对中手动选取目标的匹配特征点,计算其三维坐标,生成  $n$  组三维点云;接着,通过 ICP 算法计算并优化  $n$  组三维点云之间的旋转矩阵与平移向量,完成融合,并通过 Delaunay 三角剖分恢复出目标的立体几何形状,实现运动目标的信息可视化三维重构。本文算法在拍摄图像数量与生成点云数量上都远少于其他两种算法,所以即便手动选取特征点,在拍摄用时与计算用时上也是最短的。虽然重构目标精细度一般,但整体效果良好,且没有漏匹配与误匹

配,以及其他场景匹配的情况,完全可以满足对结构相对简单目标的实时定位与三维重构要求。

### 参 考 文 献

- [1] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [2] Zhou L M, Bu K, Dong Y W, *et al.* Rapid registration technology of turbine blade based on simplified cloud data [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2012, 18(5): 988-992.  
周丽敏, 卜昆, 董一巍, 等. 基于简化点云带动的涡轮叶片快速配准技术研究[J]. 计算机集成制造系统, 2012, 18(5): 988-992.
- [3] Chen J, Wu X J, Yu-Wang M, *et al.* 3D shape modeling using a self-developed hand-held 3D laser scanner and an efficient HT-ICP point cloud registration algorithm [J]. Optics & Laser Technology, 2013, 45: 414-423.
- [4] Wei S B, Wang S Q, Zhou C H, *et al.* An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(5): 0515003.  
韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 0515003.
- [5] Zhong Y, Zhang M. Automatic registration technology of point cloud based on improved ICP algorithm[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(1): 37-40.  
钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术[J]. 控制工程, 2014, 21(1): 37-40.
- [6] Xie J, Hsu Y F, Feris R S, *et al.* Fine registration of 3D point clouds fusing structural and photometric information using an RGB-D camera[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 32: 194-204.
- [7] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 0308002.  
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308002.
- [8] Deng W J, Ye J Y, Zhang T. Acquisition and denoising algorithm of laser point cloud oriented to robot polishing [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(8): 0814002.
- 邓文君, 叶景杨, 张铁. 面向机器人磨抛的激光点云获取及去噪算法 [J]. 光学学报, 2016, 36(8): 0814002
- [9] Chen M L, Lu W X, Wan Y C, *et al.* Automatic registration of terrestrial point clouds without additional information[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(4): 0414003.  
陈茂霖, 卢维欣, 万幼川, 等. 无附加信息的地面激光点云自动拼接方法[J]. 中国激光, 2016, 43(4): 0414003.
- [10] Chen H, Ma S W, Andreas N. Non-synchronous point cloud algorithm for 3D reconstruction based on laser scanning and SFM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(5): 1148-1157.  
陈辉, 马世伟, Andreas N. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(5): 1148-1157..
- [11] Guo M, Hu L L, Li J. Local point cloud reconstruction of ceramic bowl based on image sequences[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215002.  
郭萌, 胡辽林, 李捷. 基于多幅图像的陶瓷碗表面缺陷的局部点云重建[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215002.
- [12] Zeng L L, Gai S Y, Da F P, *et al.* Hole filling algorithm of three-dimensional point cloud based on structure from motion[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(6): 0610002.  
曾露露, 盖绍彦, 达飞鹏, 等. 基于从运动中恢复结构的三维点云孔洞修复算法研究[J]. 光学学报, 2018, 38(6): 0610002.
- [13] Gong Y S, Zhang Y, Wen Y, *et al.* Kinect-based data-driven 3D modeling [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(11): 1957-1965.  
宫钰嵩, 张岩, 文艳, 等. Kinect 扫描数据驱动的几何建模方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(11): 1957-1965.
- [14] Heinly J, Schonberger J L, Dunn E, *et al.* Reconstructing the world \* in six days \* (as captured by the yahoo 100 million image dataset) [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3287-3295.
- [15] Zhang G, Vela P A. Good features to track for visual SLAM[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1373-1382.
- [16] Yu Z H. Research on acquisition and visualization of



- three dimensional data for collection of cultural relics [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2016.
- 俞朝晖. 面向馆藏文物的三维数据获取及可视化研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2016.
- [17] Zhao B. Research on interior close quarter three-dimensional laser scanning technique[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2017.
- 赵彬. 室内近距离三维激光扫描技术研究[D]. 镇江: 江苏科技大学, 2017.
- [18] Yang Y. Structure from motion based on binocular vision[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
- 杨阳. 基于双目视觉的运动恢复结构[D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- [19] Feng W W, Chen X Y, Yu H L, *et al.* Multi-view 3D reconstruction based on constraint Delauney triangle [J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(7): 120-124.
- 冯文雯, 陈翔玥, 余虹亮, 等. 基于约束 Delaunay 三角形的多视 3D 重建[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(7): 120-124.