

基于 Bayes 理论的散斑三维重建方法

赵碧霞, 张 华, 王 姮, 刘桂华, 王静强

(西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621000)

摘 要:传统双目三维重建对纹理信息不清晰的目标物体存在误匹配率高、重建点云稀疏等问题。为此,提出一种新的散斑三维重建方法。将数字散斑和基于贝叶斯(Bayes)理论的稠密匹配算法相结合,对纹理匮乏的物体实现高精度稠密重建。介绍基于 Bayes 立体匹配与数字散斑相结合进行三维重建的原理,证明两种方法结合使用的可行性,并对多对双目组成的多测量头系统进行标定,将多测量头获得的点云拼接,形成物体的完整轮廓。实验结果表明,在物体距离多测量头系统 500 mm 时,采用 Bayes 立体匹配算法的三维重建匹配精度可达到 0.08 mm,在不损耗重建效率的情况下,点云数量和点云精度都有明显提升。

关键词: Bayes 立体匹配;数字散斑;多测量头标定;三维重建

中文引用格式:赵碧霞,张 华,王 姮,等.基于 Bayes 理论的散斑三维重建方法[J].计算机工程,2017,43(12):211-215.

英文引用格式:ZHAO Bixia,ZHANG Hua,WANG Heng,et al.3D Reconstruction Method of Speckle Based on Bayes Theory[J].Computer Engineering,2017,43(12):211-215.

3D Reconstruction Method of Speckle Based on Bayes Theory

ZHAO Bixia,ZHANG Hua,WANG Heng,LIU Guihua,WANG Jingqiang

(School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621000, China)

[Abstract] The traditional binocular 3D reconstruction methods have several disadvantages such as the rebuild point cloud sparse, high false match rates for the target with poor texture information and so on. This paper proposes a novel 3D reconstruction method. It combines the the digital speckle and dense matching algorithm based on Bayes theory, which achieves high-precision dense reconstruction for texture-deficient objects. The Bayes stereo matching algorithm and digital speckle method are introduced respectively. It verifies the feasibility of combining two methods. Meanwhile, it deduces theoretically the multi-probe system calibration, stitching the point cloud to a full shape. And the multi-probe system consists of multiple pairs of binocular. Experimental results show that the 3D reconstruction accuracy of the Bayes stereo matching algorithm is up to 0.08 mm at 500 mm distance between the object and the multi-probe system. It means that the point cloud number and point cloud accuracy improve significantly without loss of reconstruction efficiency.

[Key words] Bayes stereo matching; digital speckle; multi-probe head calibration; 3D reconstruction

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.12.038

0 概述

目前国内外学者对三维重建方法进行了详细研究,根据采集方式不同主要分为主动式三维重建和被动式三维重建。主动式三维重建是将某种光源投影到场景中,光源通常由网格、条纹或随机散斑组成,散斑的投射能够使被成像表面出现随机的纹理,由此可保证局部的唯一可分辨性。被动式三维重建在采集过程中不需要额外的光源(仅利用自然光),其采集到的图片受环境影响较大、图片质量较差且存在噪声,双目摄像机阵列即采用典型的被动法。目前研究学

者普遍将 2 种重建方法结合使用,以弥补彼此缺点与不足。文献[1]提出基于双目和双频六步相移法的双目结构光三维重建系统,其解相过程完全依赖查找表的方式,在一定程度上缩短时间,但由于其左右像素图的匹配是亚像素级别且存在不连续的物点,易使匹配出错,并降低了整体系统的重建精度。文献[2]提出将极线约束和散斑相结合的重建方式,利用标准三步相移法求解左右相机的包裹相位,再利用极线约束对右相机的待匹配点降维,虽可运动地实时重建物体,但存在运动模糊的情况,不能清晰地将物体的纹理信息重建出来。文献[3]提出一种时间平均的电子

基金项目:西南科技大学校创新团队建设基金“高危作业环境的机器人场景智能感知系统”(14TDTK01)。

作者简介:赵碧霞(1991—),女,硕士研究生,主研方向为图像处理、机器学习;张 华,教授、博士;王 姮,教授;刘桂华,教授、博士;王静强,硕士研究生。

收稿日期:2017-04-17

修回日期:2017-05-19

E-mail:841561338@qq.com

散斑图案干涉测量方法,将散斑投射到物体表面后,从记录的干涉图像恢复谐波振动的平面外表面轮廓,利用 TAESP 和图形处理的方法检索谐波激发状况下的平面外表面位移。该方法具有较高的鲁棒性,且可几乎完全实现自动化。文献[4]建立一套基于激光散斑剪切干涉的内部缺陷测量系统,通过向待检测物体投射激光散斑,建立包含缺陷深度、面外位移和负载条件等的机械模型,并从散斑图案中获得相关的图像信息来实现缺陷的深度测量,与实际深度测量结果之间具有良好的一致性,但缺陷内部轮廓等特征未清晰地表达出来。

本文提出一种基于 Bayes 理论的散斑三维重建技术,将被动式多测量头三维重建技术与主动式数字散斑技术相结合,使用基于 Bayes 模型的快速立体匹配算法,快速、准确地获得匹配点,并结合测量头标定数据获得目标的三维重建结果。

1 三维重建原理

基于 Bayes 理论的散斑三维重建技术主要涉及多测量头标定、数字散斑生成、基于 Bayes 立体匹配算法、点云拼接等算法,本文将依次对其进行阐述。

1.1 多测量头标定

将一对双目摄像机和一个数字散斑投影仪定义为一个测量头,单测量头标定即为一对双目摄像机的标定。采用张正友平面标定方法^[5]求解摄像机内外参数,该方法具有较高的精度和鲁棒性,其基本原理是在摄像机视场范围内,采集标定板的多幅图像,并设 $Z=0$, K 为 3×3 的摄像机内参数矩阵, $M=(X \ Y \ Z)^T$ 为标定板平面上点的齐次坐标, $m=(u \ v)^T$ 为标定板平面上点投影到图像平面上的对应点, $\tilde{M}=(X \ Y \ Z \ 1)^T$ 和 $\tilde{m}=(u \ v \ 1)^T$ 分别表示其对应的齐次坐标,则空间点 M 和图像点 m 之间的摄影关系为:

$$s\tilde{m} = A[R \ t] \tilde{M} \quad (1)$$

其中, s 为一任意的非零尺度因子, $R=[r_1 \ r_2 \ r_3]$ 和 $T=(t_x \ t_y \ t_z)^T$ 分别为标定板相对于摄像机坐标系中的旋转矩阵 R_i 和平移向量 t_i , 设 λ 为一常数因子, 则有:

$$\lambda \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = K \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} = K \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2)$$

当靶标平面拍摄的图片数量大于 3 幅时,可唯一确定摄像机内参数矩阵。分别求得单个摄像机的内外参数矩阵 (R_1, t_1) 、 (R_2, t_2) 。

$$\begin{cases} R_p = R_2 R_1^{-1} \\ t_p = t_2 - R_2 R_1^{-1} t_1 \end{cases} \quad (3)$$

根据式(3)即可得两相机之间的内外参数矩阵 (R_p, t_p) 。

上述为单测量头标定的过程,多测量头区别于单测量头标定的地方在于多测量头标定除了要求出各相机的内外参数之外^[6-7],还要求出两组测量头之间的相对位置关系。设两测量头已经过立体矫正并获得矫正变换矩阵 P 和重投影矩阵 Q ,且两测量头的空间位置关系分别为 W_1 、 W_2 ,两测量头世界坐标系间的旋转和平移矩阵分别表示为 R_a 、 t_a ,两测量头矫正后测量头坐标系之间的旋转矩阵和平移矩阵分别为 R_g 、 t_g ,由于两测量头组成的系统也满足式(3),则有:

$$P_2^{-1} Q_2^{-1} W_2 = R_g P_1^{-1} Q_1^{-1} W_1 + t_g \quad (4)$$

两测量头世界坐标系之间的旋转和平移矩阵的关系为:

$$\begin{cases} R_a = Q_2 P_2 R_g P_1^{-1} Q_1^{-1} \\ t_a = Q_2 P_2 t_g \end{cases} \quad (5)$$

1.2 数字散斑生成

数字散斑是用于测量物体面内位移的非接触式光学测量方法^[8-10]。它具有非接触、对环境要求低、易操作等优点。本文采用模拟数字散斑图的方式,利用高斯函数模拟散斑的光强分布,假设图像背景光强均匀,变形前后的灰度分布可以表示为:

$$I_1(x, y) = \sum_{k=1}^s I_0 \exp \left[-\frac{(x-x_k)^2 + (y-y_k)^2}{a^2} \right] \quad (6)$$

$$I_2(x, y) = \sum_{k=1}^s I_0 \exp \left[-\frac{(x-x'_k)^2 + (y-y'_k)^2}{a^2} \right] \quad (7)$$

其中, s 为散斑的数目, a 表示每个散斑的尺寸, I_0 是背景的光强, 设为 1, (x_k, y_k) (x'_k, y'_k) 为变形前后的散斑的位置^[11], 其中 (x_k, y_k) 可以通过均匀随机分布

函数获得, (x'_k, y'_k) 由 $\begin{cases} x'_k = x_k + u_k \\ y'_k = y_k + v_k \end{cases}$ 计算得到, 其中 u_k 、 v_k 为经验值。将式(6)、式(7)空间离散化得:

$$I_1(x, y) = \sum_{k=1}^s I_0 \exp \left[-\frac{(i-x_k)^2 + (j-y_k)^2}{a^2} \right] \quad (8)$$

$$I_2(x, y) = \sum_{k=1}^s I_0 \exp \left[-\frac{(i-x'_k)^2 + (j-y'_k)^2}{a^2} \right] \quad (9)$$

其中, $i=0, 1, \dots, m-1$, $j=0, 1, \dots, n-1$, m 、 n 为图像分辨率, 由此即可获得模拟数字散斑图像^[12]。将散斑图像经投影仪均匀投射到待重建物体表面, 通过一对双目 CCD 相机采集得到带有散斑的图像, 详见图 1~图 3。



图 1 目标物体

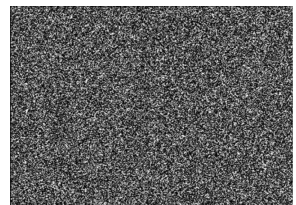


图 2 获得的数字散斑

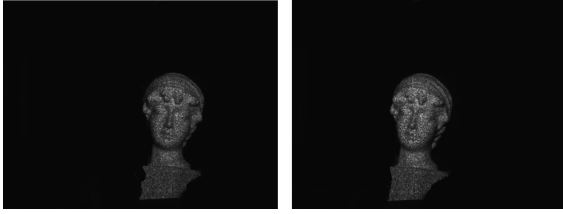


图3 投射散斑后左右相机分别采集到的图片

1.3 基于 Bayes 的立体匹配算法

传统的匹配算法主要分为稀疏匹配和稠密匹配2种,其中稀疏匹配较为常见,稠密匹配重建速度较慢且要求硬件成本较高。本文综合2种匹配方法,提出基于 Bayes 的立体匹配算法,不仅增加了稀疏匹配的精度及点云密集程度,而且提高了重建速度。首先,将采集到的图像进行阈值分割,因背景的灰度值几乎为0,可以利用阈值法将感兴趣(ROI)区域提取出来。其次,以左图像作为模板图像,右图像作为目标图像用 SIFT 特征点检测和极线约束算法对 ROI 处理获得支撑点的视差作为先验概率,后用 Delaunay 三角法将支撑点围成的三角形内的非支撑点进行 Bayes 立体匹配获得稠密视差,根据视差与已经标定后的相机的坐标系的相关内容,进行三维重建,获得稠密点云图像。

1) 支撑点选取及三角剖分

将采集到的左右2幅图像进行阈值化,分割出 ROI 区域,利用 SIFT 特征检测算法^[13-14],提取图像的特征点 $P_l = (p_{l1}, p_{l2}, \dots, p_{ln})$ 、 $P_r = (p_{r1}, p_{r2}, \dots, p_{rm})$,每个特征点对应一个128维的描述子 $L_{li} = (l_{i1}, l_{i2}, \dots, l_{in})$ 、 $R_{ri} = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{in})$ 在左右图像支撑点匹配之前进行极限约束,将每一对匹配点约束到一条直线上,再对关键点描述子采用基于欧式距离的相似性度量:

$$d(L_{li}, R_{ri}) = \sqrt{\sum_{j=1}^{128} (l_{ij} - r_{ij})^2} \quad (10)$$

若要得到关键描述子 (L_{li}, R_{ri}) ,则需满足:

$$\frac{\text{图中距离 } L_i \text{ 最近的点 } R_i}{\text{图中距离 } L_i \text{ 次最近的点 } R_i} < \text{阈值}$$

此时认为该点为最佳匹配点。在此判定条件下仍然会出现误匹配的情况,利用 RANSAC 算子消除误匹配,即可获得最精确的支撑点匹配对 $L_i = (l_1, l_2, \dots, l_n)$ 、 $R_i = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ 。

三角剖分方式采用 Delaunay 三角剖分,构造一个包含所有支撑点的一个超级三角形,将三角形内部的散点按一定的顺序依次插入,当某个三角形的外接圆包含该插入点时,删除该三角形的公共边,将插入点与该三角形的所有点连接,形成一个 Delaunay 三角形,并根据相关优化准则对已经生成的 Delaunay 三角网局部优化,直至全部散点均形成三角形为止。如图4所示,图4(a)表示不满足 Delaunay 条件(外接圆包含多于3个点),图4(b)表示翻转公共边为4个点产生有效的 Delaunay 三角剖分,图4(c)表示生成的 Delaunay 三角剖分及其外接圆。

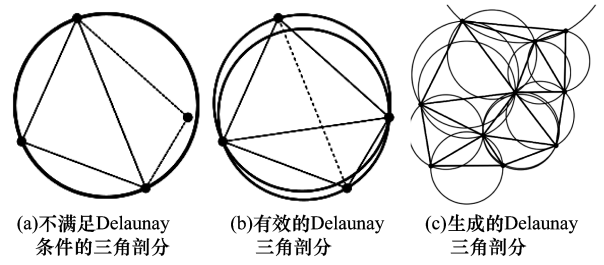


图4 Delaunay 三角剖分原理示意图

2) Bayes 立体匹配算法

设图像对为 $[image_l, image_r]$,匹配好的支撑点集为 $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$,且令每一个支撑点 $S_m = (u_m, v_m, d_m)$ (此处 S_m 应为 s_m), (u_m, v_m) 表示图像坐标^[15-16], d_m 为支撑点对的视差,并把该值作为先验概率。本文以左图像作为参考图像,用 O_n^l 、 O_n^r 表示左右2幅图像中去除^[17]支撑点以外的其余待匹配点,则联合概率分布为:

$$p(d_n, O_n^l, O_n^r, S) \propto p(d_n | S, O_n^l) p(O_n^r | O_n^l, d_n) \quad (11)$$

其中, $p(d_n | S, O_n^l)$ 表示先验分布函数, $p(O_n^r | O_n^l, d_n)$ 表示图像似然函数。已知联合概率分布和先验概率分布成正比,且先验概率服从高斯分布,则有:

$$p(d_n | S, O_n^l) \propto \begin{cases} \gamma + \exp\left[-\frac{d_n - \mu(S, O_n^l)^2}{2\delta^2}\right], & |d_n - \mu| < 3\delta \text{ 或 } d_n \in N_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\mu(S, O_n^l)$ 表示一个联系稀疏特征匹配点集 S 和匹配点对 $\{O_n^l, O_n^r\}$ 的均值函数, N_s 表示支撑点的集合,且 γ 和 δ 为一个常值且为了提高效率去除 $d_n - \mu(S, O_n^l)^2 > 3\delta$ 的视差值。将由支撑点得到的 Delaunay 三角形网格中的每个三角形进行内插可得平面为:

$$\mu_i(O_n^l) = a_i u_n + b_i v_n + c_i \quad (13)$$

其中, i 表示该平面所属的像素值, $O_n = (u_n, v_n, f_n)^T$ 为观察点。将不同区域视差规律用 Bayes 定理得 Markov 随机场的后验概率分布: $P(D|I) = \exp(-E)$, 其中, D 为图像的视差分布, I 为立体图像对, E 为全局能量函数。则求取 Markov 随机场后验概率最大的过程即为求立体匹配全局能量函数最小化的过程。由此获得待匹配点 O_n^l 对应的视差值 d_n , 并求解 $p(O_n^r | O_n^l, d_n)$, 即可得到对应的右图像的匹配点 O_n^r 。

1.4 点云拼接

采用较为典型的点云拼接算法,利用输入的点云及其表面法线来计算点特征直方图(PFH)及其对应的 PFH 描述子,获得参数化查询点和邻域点的空间差异,查找得到相邻两片点云的几何特征点,目标物体的表面

几何特征越丰富,查找出的几何特征点越多。对两片点云采集到的特征点建立匹配模型,并利用 RANSAC 算法去除误匹配点。误匹配排除后,采用 SVD 奇异值分解法求解旋转平移矩阵,完成拼接。

2 实验与结果分析

2.1 系统设计

本文采用两对大恒集团水星系列 CCD 工业摄像机(分辨率 1 280(H) × 1024(V),帧率 75 f/s)及一个数字散斑投影仪(三菱 MD-565X 投影仪,见图 5(a)),通过投影仪将生成的数字散斑投射至物体表面,利用 CCD 摄像机采集获得图片。相机、物体及投影仪相对位置如图 5(b)所示,一个测量头内部由两相机组成,两相机间距为 100 mm,两对测量头与 2 个投影仪均距离物体 500 mm 摆置,且一个测量头和一个投影仪组成一组测量系统(投影仪分别位于两对相机中点处)位于物体一侧,两测量系统成 120 度角放置。实验硬件平台为一台 CPU 主频为 2.13 GHz、RAM 为 4 GB 的计算机,软件平台采用 Visual Studio2010。

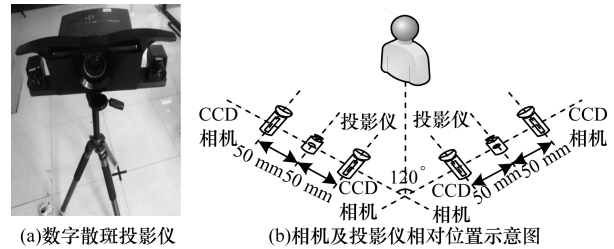


图 5 数字散斑投影仪及相机及投影仪

2.2 实验结果

两测量头分别采集棋盘格平面标定板图像(见图 6),标定左右测量头及两测量头间的位置关系,获得相应的旋转矩阵和平移矩阵见表 1。

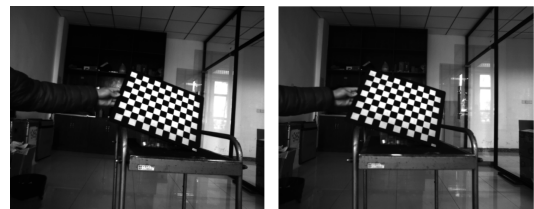


图 6 左测量头拍摄的标定板图像

表 1 两测量头标定后的内外参数

测量头	旋转矩阵和平移矩阵
左测量头	$R_{\text{左}} = \begin{bmatrix} 1.054\ 212\ 52e+003 & 0 & 6.209\ 495\ 24e+002 \\ 0 & 1.053\ 903\ 69e+003 & 5.113\ 956\ 60e+002 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ $t_{\text{左}} = [-1.220\ 570\ 28e-001\ 1.563\ 406\ 88e-001\ 5.388\ 737\ 19e-005\ -7.538\ 963\ 11e-004]^T$
右测量头	$R_{\text{右}} = \begin{bmatrix} 1.052\ 503\ 17e+003 & 0 & 6.479\ 191\ 28e+002 \\ 0 & 1.052\ 166\ 75e+003 & 4.929\ 493\ 10e+002 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ $t_{\text{右}} = [-1.071\ 821\ 90e-001\ 4.900\ 041\ 22e-002\ 9.540\ 057\ 51e-004\ 1.210\ 305\ 26e-003]^T$
两测量头间	$R = \begin{bmatrix} 9.985\ 355\ 73e-001 & 5.098\ 995\ 19e-002 & -1.807\ 530\ 04e-002 \\ -5.092\ 701\ 32e-002 & 9.986\ 946\ 58e-001 & 3.925\ 666\ 68e-003 \\ 1.825\ 187\ 54e-002 & -2.999\ 396\ 76e-003 & 9.998\ 289\ 35e-001 \end{bmatrix}$ $t = [-1.418\ 751\ 83e+002\ 5.367\ 150\ 78\ -1.010\ 400\ 89\ 8.353\ 368\ 988\ 838\ 857\ 9e-003\ 4]^T$

相机标定后,将目标物体置于指定位置,对两测量头采集到的图像利用 SIFT 和极线约束准则获得支撑点及视差(见图 7(a)),并将视差作为 Bayes 稠密匹配的先验概率。对支撑点进行 Delaunay 三角化,根据 Delaunay 三角形的唯一性即位于左图某一三角形内的其他非支撑点也唯一对应于右图对应三角形内的非支撑点,结合 Bayes 稠密匹配算法,非支撑点的视差值(见图 7(b)),结合表 1 获得的两测量头间的旋转矩阵和平移矩阵,解得非支撑点的空间三维坐标获得稠密点云图(见图 7(c)),拼接获得的两片点云,最终获得一个完整的目标三维点云模型(见图 7(d))。可见,由 SIFT 及极线约束获得的支撑点重建的点云信息可以清晰地表达出目标物体的轮廓信息,边缘比较平滑。经 Bayes 匹配算法得到的点云信息可以清晰地表达目标物体的细节及纹理特征,具有较高的精度,降低了误匹配率。

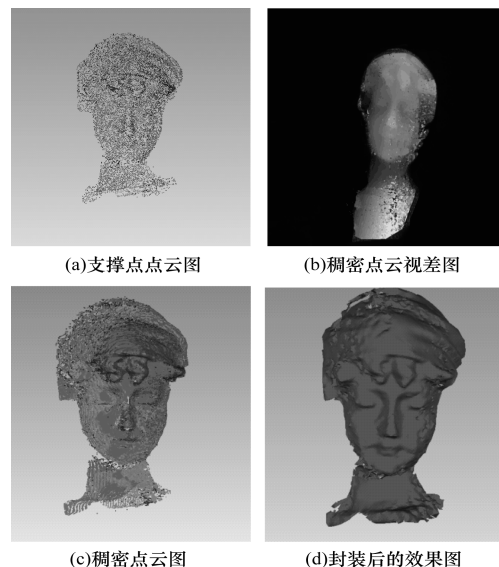


图 7 基于 Bayes 匹配算法的三维重建过程

将 SIFT 与散斑相结合的重建方法(简称方法 2)与本文的重建方法进行对比,图 8 表示分别从运行时间和匹配点对数进行对比,从中可以看出,虽然本文算法较方法 2 慢 0.04 s,但本文重建方法得到的匹配点对数却是方法 2 的 16 倍,即得到的点云密度更大,更有利于物体的重建及细节的描述。

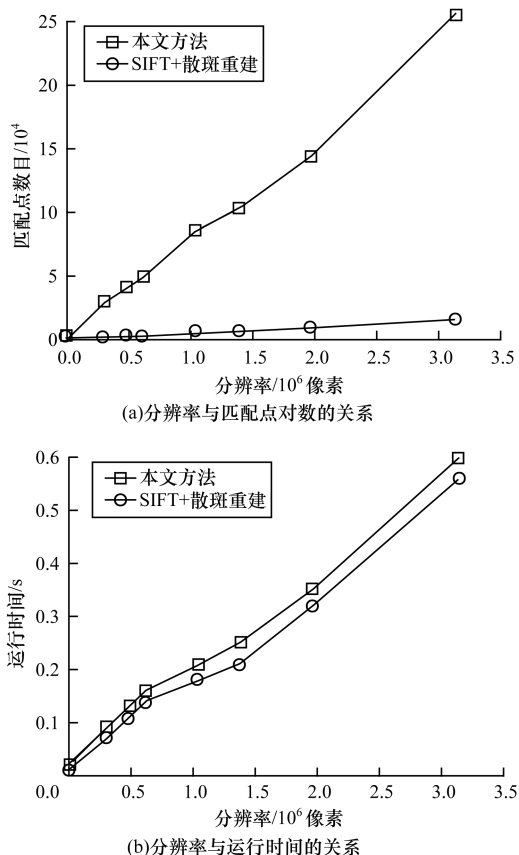


图 8 2 种重建方法对比

3 结束语

本文提出一种将数字散斑与 Bayes 立体匹配及多测量头相结合的方法,结合散斑局部唯一性、Delaunay 三角网格唯一性以及 Bayes 立体匹配,最终实现物体的三维重建。该系统具有较好的鲁棒性,不受周围环境因素的干扰,且能对物体的纹理细节进行精确的描述。实验结果证明,在不损耗重建效率的情况下,该方法可以使点云数量和点云精度都有明显提升,具有较高的应用价值。

参考文献

- [1] 阳鹏程. 基于双目结构光的三维测量技术研究[D]. 杭州:浙江大学,2014.
- [2] 宣 健,屈惠明,陶天阳,等. 结合极线约束和散斑相关的实时三维测量方法[J]. 光学学报,2016,36(10): 368-377.
- [3] STATSENKO T, CHATZHOANNOU V, MOORE T, et al. Deformation Reconstruction by Means of Surface Optimization[J]. Applied Optics, 2017, 56(3): 654-661.
- [4] PENG Y, LIU G, QUAN Y, et al. The Depth Measurement of Internal Defect Based on Laser Speckle Shearing Interference[J]. Optics & Laser Technology, 2017, 92(1): 69-73.
- [5] 颂 德,张正友. 计算机视觉:计算理论与算法基础[M]. 北京:科学出版社,1998.
- [6] 李 孟,周 波,孟正大,等. 三目立体相机的标定研究[J]. 计算机技术与发展,2015,25(2):69-73.
- [7] 杨振先. 多摄像机标定技术研究及其应用[D]. 长沙:湖南大学,2011.
- [8] 刘新卫,刘荣勋. 光纤——数字散斑相关方法的原理及应用[J]. 北京化工学院学报(自然科学版),1994,21(4): 46-431.
- [9] 杨国光,曹向群. 近代光学测试技术[M]. 杭州:浙江大学出版社,1997.
- [10] HUANG Zhen, LI Chengwei, LI Songquan, et al. Speckle Affected Fringe Detection Based on Three Envelope Extraction for Self-mixing Displacement Measurement[J]. Optics Communications, 2017, 392(1): 100-108.
- [11] SU Xianyu, ZHANG Qican. Three-dimensional Imaging Based on Structure Illumination[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(2): 209-218.
- [12] 孟利波. 数字散斑相关方法的研究和应用[D]. 北京:清华大学,2005.
- [13] 闫自庚,蒋建国,郭 丹. 基于 SURF 特征和 Delaunay 三角网格的图像匹配[J]. 自动化学报,2014,40(6): 1216-1222.
- [14] WANG Y C, LIU K, HAO Q, et al. Period Coded Phase Shifting Strategy for Real-time 3D Structure Light Illumination[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(11): 3001-3013.
- [15] WEISE T, LEIBE B, VAN C L. Fast 3D Scanning with Automatic Motion Compensation[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [16] ZUO C, CHEN Q, GU G H, et al. High-speed Three-dimensional Shape Measurement for Dynamic Scenes Using Hi-frequency Tripolar Pulse-width-modulation Fringe Projection[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2013, 51(8): 953-960.
- [17] FENG S J, CHEN Q, ZUO C. Graphics Processing Unit-assisted Real-time Three-dimensional Measurement Using Speckle-embedded Fringe[J]. Applied Optics, 2015, 54(22): 6865-6873.
- [18] 宋大虎,李忠科,孙玉春. 三维散乱点云快速曲面重建算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(8): 2527-2529.
- [19] 陈教豆. 基于双目高速成像与数字散斑相关方法的全场离面振动测量方法研究[D]. 广州:华南理工大学,2015.
- [20] 赵明路,马 骁,张子邦,等. 激光散斑三维形貌绝对测量技术[J]. 中国激光,2016,43(2): 186-194.
- [21] 孔筱芳,陈 钱,顾国华,等. GPS 双目摄像机标定及空间坐标重建[J]. 光学精密工程,2017,25(2): 485-492.
- [22] 凡 芳,王振伟,刘双印,等. 面向视觉测量的相机标定误差分析[J]. 实验科学与技术,2016,14(6): 14-16.